گزارش پروژه ی سوم هوش مصنوعی کنترل هوشمند چراغ راهنمایی با استفاده از Deep Q-Learning

ارزو صفری مهسا ارجمندفر

مقدمه

هدف این پروژه، طراحی و ارزیابی یک سیستم کنترل هوشمند چراغ راهنمایی با استفاده از الگوریتم یادگیری تقویتی Deep Q-Network (DQN) برای بهینهسازی جریان ترافیک در یک تقاطع چهارراه است. این سیستم با هدف کاهش زمان انتظار وسایل نقلیه و تعداد توقفها در یک محیط شبیهسازی شده با SUMO پیادهسازی شده است. در این گزارش، رویکرد مسئله، الگوریتمهای استفاده شده، تنظیمات آزمایش، نتایج به دست آمده، و پیشنهادهایی برای بهبودهای آینده ارائه شده اند.

رویکرد مسئله و الگوریتمهای پیادهسازی شده

رويكرد مسئله

هدف اصلی، بهینه سازی زمان بندی فازهای چراغ راهنمایی در یک تقاطع چهار راه است. این تقاطع شامل چهار جهت (شمال، جنوب، شرق، غرب) با سه خط در هر جهت است. الگوریتم DQN برای یادگیری سیاست بهینه تغییر فازها (شمال-جنوب سبزیا شرق-غرب سبز) استفاده شده است. فازهای زرد (۳ ثانیه) برای ایمنی ترافیک در نظر گرفته شده اند. این سیستم با دو روش پایه مقایسه شده است:

- زمان ثابت (Fixed-Time): تغییر فاز هر ۲۰۰ مرحله با فازهای سبز (۳۰ ثانیه) و زرد (٥ ثانیه).
 - تصادفی (Random): انتخاب تصادفی فازها (۰ یا ۲) با حداقل مدتزمان فاز ۱۵۰ مرحله.

الكوريتمهاى بيادهسازى شده

الگوریتم DQN با استفاده از مفاهیم زیر پیادهسازی شده است:

- Experience Replay: ذخیره تجربیات (حالت، عمل، پاداش، حالت بعدی، پایان) در حافظه و نمونه گیری تصادفی برای یادگیری پایدار.
- Target Network: استفاده از شبکه هدف برای بهروزرسانی پایدار مقادیر Q و کاهش نوسانات.

- استراتژی ε -greedy: تعادل بین اکتشاف (انتخاب تصادفی با احتمال ε) و بهر هبر داری (انتخاب عمل با بالاترین Q-value).

پیادهسازی در Python با استفاده از کتابخانههای NumPy ،TensorFlow، و TraCI انجام شده است. فایلهای اصلی پروژه عبارتند از:

- dqn_agent.py: پیادهسازی عامل DQN با شبکه عصبی (دو لایه مخفی با ۱۲۸ نورون و فعالسازی (ReLU).
- rl_environment.py: محیط شبیه سازی SUMO با تعریف فضای حالت (طول صف های نر مال شده، فاز ، زمان فاز)، فضای عمل (۰: شمال-جنوب سبز ، ۲: شرق-غرب سبز)، و پاداش.
 - main.py: آموزش مدل DQN با ۲۰۰ اپیزود و نخیره مدلها در DQN.
 - $\epsilon=0$: تست مدل آموز شدیده با $\epsilon=0$: test_model.py
 - evaluation(fixed).py: ارزیابی روش زمان ثابت.
 - evaluation(random).py: ارزیابی روش تصادفی.
 - evaluation(dqn).py: ارزیابی روش DQN -
 - plot.py: تولید نمودار های مقایسهای و رفتار سیستم.

تابع پاداش بر اساس تغییرات زمان انتظار (delta_wait) و تعداد وسایل نقلیه متوقف شده تعریف شده است، با جریمه برای تغییرات زودهنگام فاز (کمتر از ۱۰ ثانیه).

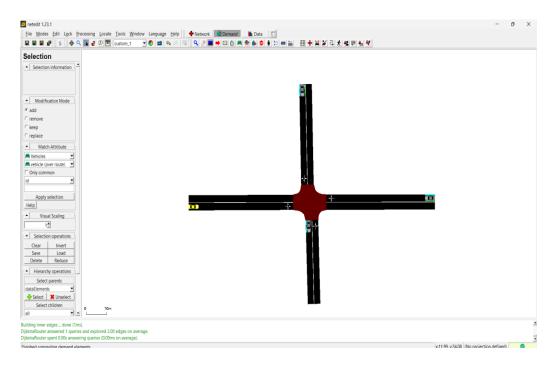
تنظیمات آزمایش و محیط شبیهسازی

محيط شبيهسازى

محیط شبیه سازی با استفاده از SUMO و فایل بیکربندی cross.sumocfg طراحی شده است.

مشخصات محيط:

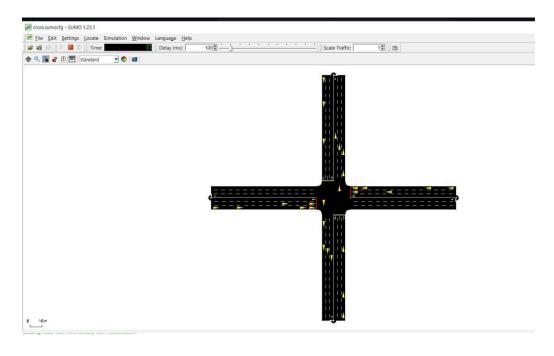
- تقاطع: یک تقاطع چهار راهه با چهار جهت (شمال، جنوب، شرق، غرب) و سه خط در هر جهت.
 - جریان ترافیک: تعریفشده در route.rou.xml با یک وسیله نقلیه در هر جهت در هر ٥ ثانیه.
- فازها: دو فاز اصلی (٠: شمال-جنوب سبز، ٢: شرق-غرب سبز) با فازهای زرد (١ و ٣) دیرای ایمنی.

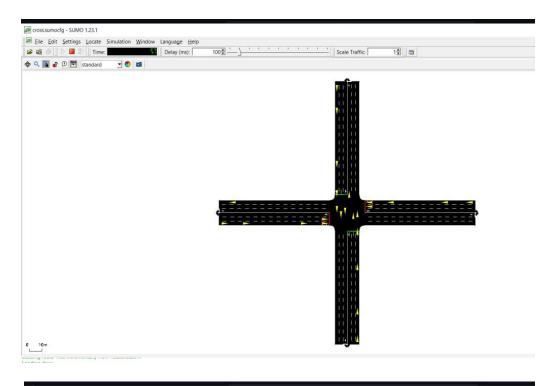


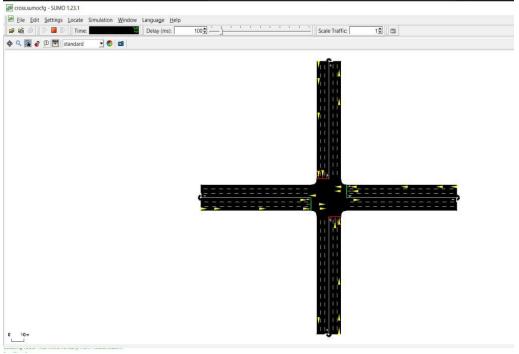
netconvert --node-files=node.xml --edge-files=edge.xml -o crossroad.net.xml

این دستور با استفاده از فایلهای تعریف گرهها (node.xml) و لبهها(edge.xml) ، فایل شبکه را بهطور خودکار ایجاد میکند. با این حال، برای کنترل دقیقتر ترافیک و اعمال تغییرات پویا (مانند تنظیم فازهای چراغ راهنمایی یا جریان وسایل نقلیه، از فایلهای XML مانند rou.xmlاستفاده شد که انعطاف پذیری بیشتری در مدیریت سناریوهای ترافیکی فراهم میکند.

به عنوان مثال، فایل rou.xml.امکان تعریف تعداد، نوع و مسیر حرکت وسایل نقلیه را با جزئیات بیشتری نسبت به تنظیمات بیشفرض NETEDIT می دهد، که برای بهینهسازی سیستم با الگوریتم DQN ضروری بود.







شبیه سازی تست سیستم کنترل هوشمند چراغ راهنمایی است که با استفاده از فایل test_model.py آخرین چکپوینت مدل آموزش دیده (مانند (checkpoints/dqn_ep12.keras)اجرا شده است. مدلهای اولیه که با چکپوینت های ابتدایی تست شدند، توانایی کنترل ترافیک را نداشتند و صفها انباشت می شد. اما با افزایش اییزودها، مدل به سیاست بهینه رسید و آموخت که به صورت داینامیک، با توجه به طول

صفها و زمان انتظار، فازها را تغییر دهد. این پیشرفت در تصویر با جریان روان ترافیک قابل مشاهده است.

تنظیمات DQN

بارامترهای DQN از فایل config.yaml استخراج شدهاند:

learning_rate: 0.0001 -

gamma: 0.95 -

epsilon_start: 1.0 -

epsilon_min: 0.01 -

epsilon_decay: 0.995 -

batch_size: 128 -

memory_capacity: 50000 -

target_update_freq: 100 -

تنظيمات آزمايش

- تعداد اپیزودها: ۲۰۰ اپیزود، هر کدام با حداکثر ۵۰۰ مرحله.
 - روشهای مقایسه:
- زمان ثابت: تغییر فاز هر ۲۰۰ مرحله با فازهای سبز (۳۰ ثانیه) و زرد (۵ ثانیه).
 - تصادفی: انتخاب تصادفی فاز ها (۰ یا ۲) با حداقل مدتزمان فاز ۱۵۰ مرحله.
 - .checkpoints/dqn_ep12.keras در $\epsilon=0$ در: مدل آموز شدیده با DQN -
 - تعداد رانها: ۲ ران برای هر روش جهت محاسبه معیارها.

نتايج بهدستآمده

معیارهای ارزیابی

چهار معیار برای مقایسه روشها محاسبه شدهاند:

- میانگین زمان انتظار: میانگین زمان انتظار وسایل نقلیه در تقاطع (ثانیه).
- تأخير كل: مجموع زمان انتظار تمام وسايل نقليه در تمام مراحل (ثانيه).
 - طول صفها: ميانگين تعداد وسايل نقليه در صف در چهار جهت.
 - تعداد توقفها: تعداد كل وسايل نقليه متوقف شده در تمام مراحل.

جدول مقايسه

جدول زیر میانگین و انحراف استاندار د معیار ها را برای دو ران نشان میدهد:

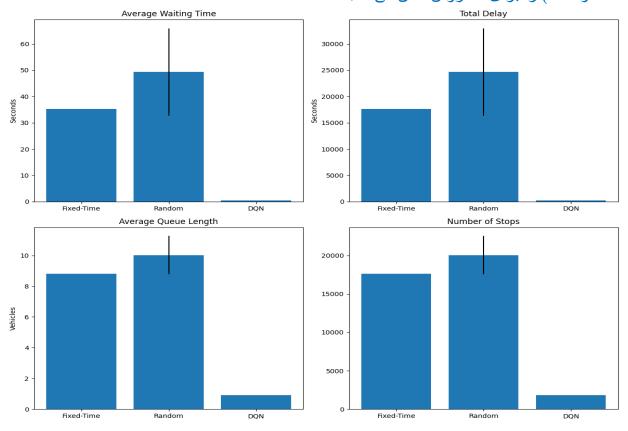
تحليل نتايج

- DQN: عملکر د بسیار بهتری نسبت به روشهای پایه نشان داد:
- کاهش ۹۸٫٦٪ در میانگین زمان انتظار (از ۳۵٫۲۸ به ۰٫۵۱ ثانیه).
 - کاهش ۹۸٫۱٪ در تأخیر کل (از ۱۷٦٤۲٫۳٦ به ۲۵۳٫٤۰ ثانیه).
 - کاهش ۸۹٫۷٪ در طول صفها (از ۸٫۸۲ به ۰٫۹۱ خودرو).
 - کاهش ۸۹٫۷٪ در تعداد توقفها (از ۱۷۲٤۳ به ۱۸۲۱).

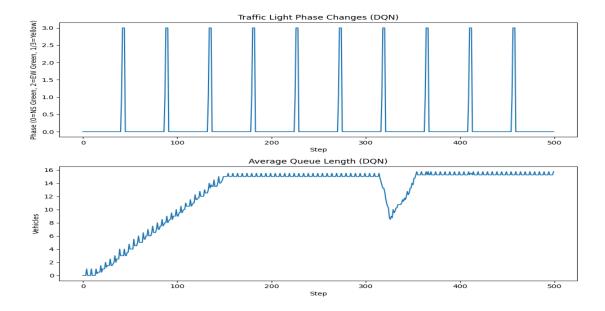
- زمان ثابت: عملکردی پایدار اما غیربهینه داشت، زیرا به تغییرات پویای ترافیک پاسخ نمیدهد.
- تصادفی: بدترین عملکر د را داشت، با انحراف استاندار د بالا به دلیل انتخابهای غیر هوشمند فاز ها.

نمودارها

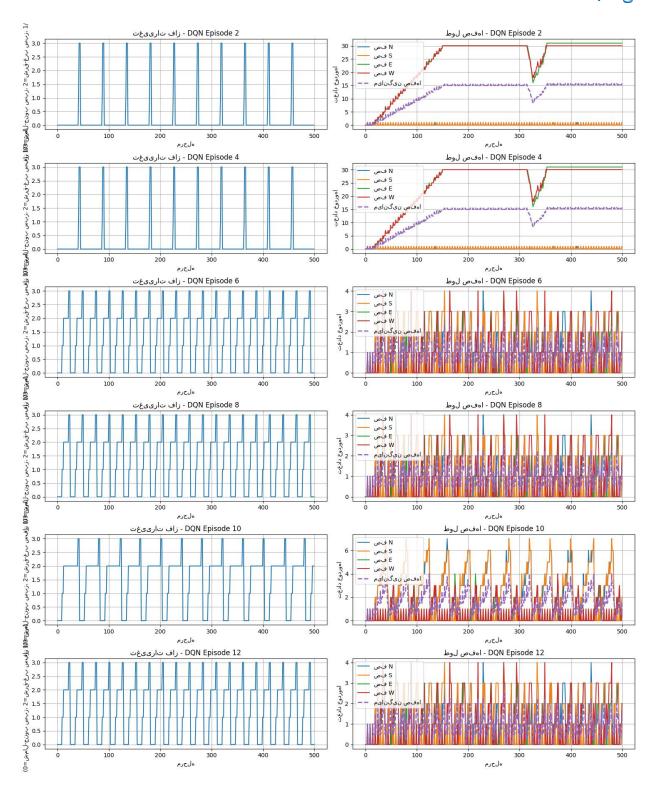
مقایسه معیار ها: نمو دار های میله ای مقایسه معیار ها (میانگین زمان انتظار، تأخیر کل، طول صفها، تعداد توقفها) را برای سه روش نشان می دهد.



رفتار DQN: تغییرات فازهای چراغ راهنمایی و طول صفها را در یک ران DQN نشان میدهد.



مقایسه رفتار سیستم DQN با روشهای پایه (زمان ثابت و تصادفی) را در اپیزودهای مختلف نشان میدهد.



آموختهها، ايدهها و پيشنهادها

آمو ختهها

- الگوریتم DQN بهطور مؤثری زمان انتظار و تعداد توقفها را کاهش داد و عملکردی بهمراتب بهتر از روشهای پایه ارائه کرد.
 - استفاده از Experience Replay و Target Network و Experience Replay پایداری یادگیری را بهبود بخشید.
- تنظیم دقیق پارامتر های learning_rate ،gamma و epsilon_decay برای عملکر د بهینه حیاتی بو د.
 - مشکلات اولیه در روش تصادفی (عدم تصادفی بودن به دلیل محدودیتهای apply_action) و روش زمان ثابت (استفاده از فازهای پیشفرض SUMO به جای ۲۰۰ مرحله) با اصلاح کدها برطرف شدند.

ايدهها

- استفاده از الگوریتمهای پیشرفتهتر مانند Double DQN یا Dueling DQN برای بهبود کارایی.
 - افزودن معیار های محیطی (مانند کاهش آلودگی یا مصرف سوخت) به تابع پاداش.
 - استفاده از شبکههای عصبی عمیقتر یا معماریهای پیچیدهتر برای سناریوهای ترافیکی متنوع.

پیشنهادها برای مسیرهای آینده

- آزمایش با سناریوهای ترافیکی واقعی تر (مانند ساعات اوج ترافیک یا جریانهای متغیر).
 - گسترش سیستم به شبکههای ترافیکی پیچیدهتر با چندین تقاطع.
 - ادغام با داده های و اقعی (مانند داده های دوربین های ترافیکی) برای کاربرد عملی.
 - افزودن فاز های پیچیدهتر مانند چپگرد یا اولویت عابر پیاده.

كارهاى انجامشده

- پیادهسازی محیط: تعریف محیط شبیهسازی در rl_environment.py با فضای حالت (طول صفهای نرمال شده، فاز، زمان فاز)، فضای عمل، و تابع پاداش.
 - پیادهسازی DQN: پیادهسازی عامل DQN در dqn_agent.py با شبکه عصبی، DQN: پیادهسازی Replay.
 - آموزش مدل: آموزش مدل با ۲۰۰ اپیزود در main.py و ذخیره مدلها در checkpoints/dqn_ep*.keras
 - نست مدل: ارزیابی مدل آموزشدیده در test model.py.
 - ارزیابی روشهای یایه:
 - evaluation(fixed).py: روش زمان ثابت با تغییر فاز هر ۲۰۰ مرحله.
 - evaluation(random).py: روش تصادفی با انتخاب تصادفی فاز ها و تأیید توزیع فاز ها.
 - evaluation(dqn).py: ارزیابی مدل DQN با
 - تولید نمودار ها: تولید نمودار های مقایسهای (comparison_graphs.png) و رفتار DQN و رفتار (dqn_behavior.png) در

- رفع مشكلات:

- مشكل عدم از سرگيري آموزش با استفاده از مدل معتبر dqn_ep12.keras.
 - اصلاح روش زمان ثابت برای استفاده از تغییر فاز ۲۰۰ مرحلهای.
 - اصلاح روش تصادفی با اطمینان از انتخاب تصادفی و چاپ توزیع فاز ها.

نتيجهگيرى

سیستم کنترل هوشمند چراغ راهنمایی مبتنی بر DQN با موفقیت پیادهسازی و ارزیابی شد. این سیستم عملکردی به مراتب بهتر از روشهای زمان ثابت و تصادفی نشان داد، با کاهش ۹۸٫۳٪ در میانگین زمان انتظار و تأخیر کل، و ۸۹٫۷٪ در طول صفها و تعداد توقفها. نمودار های مقایسه ای و رفتار سیستم این برتری را تأیید میکنند. با وجود چالشهای اولیه مانند مشکلات تصادفی بودن و تنظیم فاز ها، اصلاحات انجام شده منجر به نتایج قابل اعتماد شد. پیشنهادهای ارائه شده برای بهبودهای آینده، مانند استفاده از الگوریتمهای پیشرفته تر و سناریوهای پیچیده تر، می توانند این سیستم را برای کاربردهای عملی تر آماده کنند.