



پروژه نهایی درس شبکه های مخابراتی

عنوان مقاله : اجتناب از برخورد مبتنی بر یادگیری تقویت عمیق در سیستم‌های رانندگی خودران برای ایمنی
کاربران آسیب‌پذیر جاده (۲۰۲۴)

نام استاد : دکتر مهدی اسلامی

نام دانشجو : مليکا سادات افتخاریان

۱۴۰۴ دی

الله الرحمن الرحيم

فهرست

۱	۱
۴	۱. مقدمه و بیان چالش‌های ایمنی در خودروهای خودران
۴	۲. مدل‌سازی دقیق دینامیک خودرو (Vehicle Plant Modeling)
۴	۲.۱. مدل طولی (Longitudinal Dynamics)
۴	۲.۲. مدل عرضی (Lateral Dynamics - Single Track Model)
۵	۳. معماری سیستم کنترل پیشنهادی
۵	۴. یادگیری تقویت عمیق و الگوریتم DDQN
۵	۴.۱. تعریف فضای حالت (State Space)
۶	۴.۲. تابع پاداش - (Reward Function) قلب یادگیری
۶	۵. محیط شبیه‌سازی و تولید داده (Simulation via CARLA)
۶	۶. تحلیل سناریوها و نتایج تجربی
۷	۷. مقایسه عملکرد و بحث فنی
۷	۸. جمع‌بندی و چشم‌انداز آینده
۹	اطلاعات عمومی و اعتبار سنجی

۱. مقدمه و بیان چالش‌های ایمنی در خودروهای خودران

در سال‌های اخیر، سیستم‌های رانندگی خودران (AD) به طور چشمگیری پیشرفت کرده‌اند، اما ایمنی کاربران آسیب‌پذیر جاده (VRU) مانند عابران پیاده، دوچرخه‌سواران و کودکان همچنان یک چالش حل نشده باقی مانده است. برخلاف موانع ثابت، عابران پیاده دارای رفتارهای پویا، غیرخطی و گاهی غیرمنطقی هستند. بسیاری از الگوریتم‌های سنتی اجتناب از برخورد، مانند فیلد پتانسیل مجازی (Artificial Potential Field) یا مدل‌های پیش‌بینی کلاسیک، در ستاریوهای پیچیده شهری که زمان تصمیم‌گیری کمتر از یک ثانیه است، شکست می‌خورند. این مقاله یک سیستم سلسله‌مراتبی (Hierarchical) مبتنی بر یادگیری تقویت عمیق (DRL) ارائه می‌دهد. هدف این سیستم، ایجاد تعادل بین رانندگی راحت در شرایط عادی و انجام مانورهای تهاجمات ایمن در شرایط اضطراری است.

۲. مدل‌سازی دقیق دینامیک خودرو (Vehicle Plant Modeling)

یکی از نقاط قوت این تحقیق، استفاده از مدل‌های فیزیکی دقیق به جای مدل‌های ساده نقطه‌ای است.

۲.۱. مدل طولی (Longitudinal Dynamics)

این مدل برای کنترل شتاب و ترمز طراحی شده است. نیروهای وارد بر خودرو در این بخش عبارتند از:

- نیروی پیشران: گشتاوری که توسط موتور به چرخ‌ها منتقل می‌شود.
- مقاومت آیرودینامیک: که با محدود سرعت ($\$782$) رابطه مستقیم دارد.
- مقاومت غلتتشی: ناشی از اصطکاک لاستیک با سطح جاده.
- نیروی گرانش: در صورتی که جاده دارای شیب باشد.

۲.۲. مدل عرضی (Lateral Dynamics- Single Track Model)

برای کنترل فرمان، از مدل "تک‌مسیره" استفاده شده است. در این مدل، دو چرخ جلو در یک چرخ مجازی و دو چرخ عقب در یک چرخ مجازی در مرکز اکسل‌ها خلاصه می‌شوند. پارامترهای کلیدی در اینجا عبارتند از:

- زاویه انحراف (Yaw Angle): جهت‌گیری بدن خودرو نسبت به مسیر.
- سختی جانبی تایرها (Cornering Stiffness): که تعیین‌کننده میزان چسبندگی در هنگام دور زدن است.

این مدل به عامل هوشمند اجازه می‌دهد تا محدودیت‌های فیزیکی خودرو را درک کرده و فرمان‌هایی صادر نکند که منجر به واژگونی یا لغزش شدید شود.

۳. معماری سیستم کنترل پیشنهادی

این سیستم از دو لایه اصلی تشکیل شده است:

۱. کنترل‌کننده لایه پایین Pure Pursuit (Low-level Controller) از الگوریتم برای دنبال کردن مسیر پیش‌فرض استفاده می‌کند. این بخش مسئول رانندگی عادی و روان است.
۲. لایه هوشمند اجتناب از برخورد (DRL Agent): این لایه مانند یک راننده حرفه‌ای عمل می‌کند که در لحظه بروز خطر، کنترل فرمان و ترمز را از سیستم عادی می‌گیرد.

۴. یادگیری تقویت عمیق و الگوریتم DDQN

نویسنده‌گان از الگوریتم Double Deep Q-Network (DDQN) استفاده کرده‌اند. تفاوت اصلی DDQN با DQN معمولی در این است که از دو شبکه عصبی مجزا برای تخمین مقدار پاداش استفاده می‌کند تا از تخمین‌های بیش از حد خوش‌بینانه (Overestimation bias) جلوگیری کند.

۴.۱. تعریف فضای حالت (State Space)

ورودی‌های شبکه شامل موارد زیر است که به صورت برداری به مدل تغذیه می‌شوند:

- سرعت طولی و عرضی خودرو. (v_x, v_y)
- موقعیت نسبی عابر پیاده. ($x_{\text{ped}}, y_{\text{ped}}$)
- نقشه اشغال (Occupancy Grid): یک ماتریس که فضای خالی و پر اطراف خودرو را نشان می‌دهد.

۴.۲. تابع پاداش - قلب یادگیری (Reward Function)

تابع پاداش به گونه‌ای طراحی شده که عامل را به سمت رفتار ایمن سوق دهد:

$$R = R_{\text{collision}} + R_{\text{goal}} + R_{\text{comfort}} + R_{\text{efficiency}}$$

- جریمه تصادف: اگر فاصله با عابر از حد مجاز کمتر شود، جریمه بسیار سنگینی (مثلاً ۱۰۰۰) اعمال می‌شود.
- پاداش هدف: در صورت عبور موفق از کنار مانع و ادامه مسیر، پاداش مثبت داده می‌شود.
- جریمه آسایش: برای جلوگیری از ترمزهای بسیار شدید یا تکان‌های ناگهانی فرمان.

۵. محیط شبیه‌سازی و تولید داده (Simulation via CARLA)

از آنجایی که آموزش هوش مصنوعی در دنیای واقعی خطرناک و پرهزینه است، از شبیه‌ساز CARLA استفاده شده است. این محیط ویژگی‌های زیر را فراهم می‌کند:

- مدل‌سازی دقیق سنسورهای دوربین و LiDAR.
- تولید عابران پیاده با رفتارهای تصادفی (راه رفتن، دویدن، توقف ناگهانی).
- نقشه‌های شهری با جزئیات بالا (Town01).

در طول فرآیند آموزش، بیش از ۵۰۰,۰۰۰ گام (Step) شبیه‌سازی اجرا شده است. داده‌ها شامل هزاران سناریویی برخورد احتمالی است که به عامل اجازه می‌دهد "تجربه" کسب کند.

۶. تحلیل سناریوها و نتایج تجربی

مقاله دو سناریویی بسیار حساس را مورد بررسی قرار داده است:

سناریوی اول: عابر در خط‌کشی (Crosswalk Scenario)

در این حالت، عابر پیاده به طور قانونی در حال عبور است. خودرو باید تشخیص دهد که آیا با سرعت فعلی به عابر برخورد می‌کند یا خیر.

- مشاهده : عامل DRL با کاهش تدریجی فشار گاز و اعمال ترمز ملائم، سرعت را به صفر می‌رساند.
- نتیجه : رعایت فاصله ایمنی ۲ متری در ۱۰۰٪ تست‌ها.

سناریوی دوم: ورود ناگهانی از نقطه کور (Sudden Entry)

این سخت‌ترین سناریو است. عابر از پشت یک ماشین پارک شده به خیابان می‌دود. ترمز گرفتن به تنها‌یی باعث تصادف می‌شود.

- مشاهده : عامل هوشمند در این لحظه، زاویه فرمان را به سرعت تغییر داده (Evasive Steering) و هم‌مان ترمز را به صورت کنترل شده اعمال می‌کند تا از کنار عابر رد شود.
- نتیجه : در حالی که سیستم‌های کلاسیک در این سناریو ۸۰٪ نرخ تصادف داشتند، سیستم DRL پیشنهادی موفق شد در ۹۵٪ موارد از برخورد جلوگیری کند.

۷. مقایسه عملکرد و بحث فنی

نتایج نشان می‌دهد که سیستم مبتنی بر DDQN نسبت به روش‌های یادگیری ماشین دیگر (DQN) ساده‌یا الگوریتم‌های مبتنی بر قوانین:

۱. پایداری بالاتری دارد : نمودار همگرایی پاداش نشان می‌دهد که پس از ۲۰۰ اپیزود، رفتار عامل کاملاً تثبیت شده است.
۲. زمان پاسخگویی سریع‌تر : به دلیل ماهیت شبکه‌های عصبی، پس از آموزش، تصمیم‌گیری در کسری از میلی‌ثانیه انجام می‌شود.
۳. تطبیق‌پذیری : سیستم می‌تواند با تغییرات کوچک در سرعت عابر پیاده به خوبی سازگار شود.

۸. جمع‌بندی و چشم‌انداز آینده

این مقاله با موفقیت نشان داد که یادگیری تقویت عمیق می‌تواند ایمنی عابران پیاده را در رانندگی خودران به شدت بهبود بخشد.

گام‌های بعدی برای محققان:

- وارد کردن شرایط جوی (باران، مه) به شبیه‌سازی.
- استفاده از یادگیری چندعامله (Multi-Agent) برای زمانی که چندین عابر پیاده همزمان در صحنه حضور دارند.
- انتقال مدل آموزش دیده به سخت‌افزار واقعی. (Sim-to-Real transfer).

اطلاعات عمومی و اعتبار سنجی

- عنوان کامل مقاله : Deep-Reinforcement-Learning-Based Collision Avoidance of Autonomous Driving System for Vulnerable Road User Safety
- ترجمه عنوان : اجتناب از برخورد مبتنی بر یادگیری تقویت عمیق در سیستم‌های رانندگی خودران برای ایمنی کاربران آسیب‌پذیر جاده.
- سال انتشار: ۲۰۲۴ تاریخ دقیق انتشار: ۱۶ می ۲۰۲۴
- مجله (Electronics MDPI) : یک مجله معتبر علمی از انتشارات MDPI.
- رتبه کیفی (Quartile) : این مجله دارای رتبه Q1 یا Q2 در دسته‌بندی‌های مختلف مانند Electrical Engineering یا Computer Science است که نشان‌دهنده اعتبار بالای آن در پایگاه Scimago و JCR می‌باشد.
- ضریب تاثیر (Impact Factor) :
- نویسنده‌گان : Haochong Chen, Xincheng Cao, Levent Guvenc, Bilin Aksun-Guvenc.
- وابستگی دانشگاهی : آزمایشگاه رانندگی خودران (Automated Driving Laboratory) دانشگاه ایالتی اوهایو (The Ohio State University)، آمریکا.