دانشگاه صنعتی شریف
دانشکده‌ی مهندسی هوافضا

پروژه کارشناسی ارشد
مهندسی فضا

عنوان:

هدایت یادگیری تقویتی مقاوم مبتنی بر بازی دیفرانسیلی در محیط‌های پویای چندجسمی با پیشران کم

نگارش:

علی بنی اسد

استاد راهنما:

دکتر هادی نوبهاری

دی ۱۴۰۳

بسم الله الرحمن الرحیم

به نام خدا

دانشگاه صنعتی شریف

دانشکده‌ی مهندسی هوافضا

پروژه کارشناسی ارشد

عنوان: هدایت یادگیری تقویتی مقاوم مبتنی بر بازی دیفرانسیلی در محیط‌های پویای چندجسمی با پیشران کم

نگارش: علی بنی اسد

کمیته‌ی ممتحنین

استاد راهنما: دکتر هادی نوبهاری امضاء:

استاد مشاور: استاد مشاور امضاء:

استاد مدعو: استاد ممتحن امضاء:

تاریخ:

سپاس

از استاد بزرگوارم جناب آقای دکتر نوبهاری که با کمک‌ها و راهنمایی‌های بی‌دریغشان، بنده را در انجام این پروژه یاری داده‌اند، تشکر و قدردانی می‌کنم. از پدر دلسوزم ممنونم که در انجام این پروژه مرا یاری نمود. در نهایت در کمال تواضع، با تمام وجود بر دستان مادرم بوسه می‌زنم که اگر حمایت بی‌دریغش، نگاه مهربانش و دستان گرمش نبود برگ برگ این دست نوشته و پروژه وجود نداشت.

چکیده

در این پژوهش، از یک روش مبتنی بر نظریه بازی[1] به‌منظور کنترل وضعیت استند سه درجه آزادی چهارپره استفاده شده‌است. در این روش بازیکن اول سعی در ردگیری ورودی مطلوب می‌کند و بازیکن دوم با ایجاد اغتشاش سعی در ایجاد خطا در ردگیری بازیکن اول می‌کند. در این روش انتخاب حرکت با استفاده از تعادل نش[2] که با فرض بدترین حرکت دیگر بازیکن است، انجام می‌شود. این روش نسبت به اغتشاش ورودی و همچنین نسبت به عدم قطعیت مدل‌سازی می‌تواند مقاوم باشد. برای ارزیابی عملکرد این روش ابتدا شبیه‌سازی‌هایی در محیط سیمولینک انجام شده‌است و سپس، با پیاده‌سازی روی استند سه درجه آزادی صحت عملکرد کنترل‌کننده تایید شده‌است.

کلیدواژه‌ها: چهارپره، بازی دیفرانسیلی، نظریه بازی، تعادل نش، استند سه درجه آزادی، مدل‌مبنا، تنظیم‌کننده مربعی خطی

[1]Game Theory
[2]Nash Equilibrium

فهرست مطالب

۱ مقدمه ۱
۱-۱ انگیزه پژوهش ۱
۱-۲ تعریف مسئله ۲
۱-۳ یادگیری تقویتی ۳
۱-۴ یادگیری تقویتی چندعاملی ۳
۱-۵ محتوای گزارش ۴

۲ پیشینه پژوهش ۵
۲-۱ ماموریت‌های بین مداری ۵
۲-۲ یادگیری تقویتی ۷
۲-۳ پیشینه‌ی پژوهش یادگیری تقویتی چندعاملی ۸

۳ مدل‌سازی محیط یادگیری سه جسمی ۱۰
۳-۱ مسئله‌ی سه‌جسمیِ محدودِ دایره‌ای (CRTBP) ۱۰
۳-۱-۱ لاگرانژ و معادلات حرکت ۱۲
۳-۲ نقاط تعادلِ لاگرانژ ۱۲

۴ یادگیری تقویتی ۱۵
۴-۱ مفاهیم اولیه ۱۵

۴-۱-۱ حالت و مشاهدات ۱۶
۴-۱-۲ فضای عمل ۱۶
۴-۱-۳ سیاست ۱۶
۴-۱-۴ مسیر ۱۷
۴-۱-۵ تابع پاداش و برگشت ۱۷
۴-۱-۶ ارزش در یادگیری تقویتی ۱۸
۴-۱-۷ معادلات بلمن ۱۹
۴-۱-۸ تابع مزیت ۲۰
۴-۲ عامل گرادیان سیاست عمیق قطعی ۲۱
۴-۲-۱ یادگیری Q در DDPG ۲۱
۴-۲-۲ سیاست در DDPG ۲۳
۴-۲-۳ اکتشاف و بهره‌برداری در DDPG ۲۳
۴-۲-۴ شبه‌کد DDPG ۲۳
۴-۳ عامل گرادیان سیاست عمیق قطعی تاخیری دوگانه ۲۵
۴-۳-۱ اکتشاف و بهره‌برداری در TD3 ۲۶
۴-۳-۲ شبه‌کد TD3 ۲۶
۴-۴ عامل عملگر نقاد نرم ۲۸
۴-۴-۱ یادگیری تقویتی تنظیم‌شده با آنتروپی ۲۸
۴-۴-۲ سیاست در SAC ۲۸
۴-۴-۳ تابع ارزش در SAC ۲۹
۴-۴-۴ تابع Q در SAC ۲۹
۴-۴-۵ معادله بلمن در SAC ۲۹
۴-۴-۶ یادگیری Q ۳۰
۴-۴-۷ سیاست در SAC ۳۰

۴-۴-۸ اکتشاف و بهره‌برداری در SAC ۳۱
۴-۴-۹ شبکه SAC ۳۲
۴-۵ عامل بهینه‌سازی سیاست مجاور ۳۳
۴-۵-۱ سیاست در الگوریتم PPO ۳۴
۴-۵-۲ اکتشاف و بهره‌برداری در PPO ۳۵
۴-۵-۳ شبکه PPO ۳۵

۵ شبیه‌سازی عامل درمحیط سه جسمی ۳۷
۵-۱ طراحی عامل ۳۷
۵-۱-۱ فضای حالت ۳۷
۵-۱-۲ فضای عمل ۳۸
۵-۱-۳ تابع پاداش ۳۹
۵-۲ شبیه‌سازی عامل ۴۰
۵-۲-۱ پارامترهای یادگیری الگوریتم‌های مورد استفاده ۴۰
۵-۲-۲ فرآیند آموزش ۴۳

۶ یادگیری تقویتی چندعاملی ۴۵
۶-۱ تعاریف و مفاهیم اساسی ۴۵
۶-۲ نظریه بازی‌ها ۴۷
۶-۲-۱ تعادل نش ۴۷
۶-۲-۲ بازی مجموع صفر ۴۸
۶-۳ گرادیان سیاست عمیق قطعی دوعاملی ۴۹
۶-۳-۱ چالش‌های یادگیری تقویتی در محیط‌های چندعاملی ۴۹
۶-۳-۲ معماری MA-DDPG در بازی‌های مجموع‌صفر ۴۹
۶-۳-۳ آموزش MA-DDPG در بازی‌های مجموع‌صفر ۵۰

۶-۳-۴ اکتشاف در MA-DDPG ۵۱
۶-۳-۵ شبکهٔ MA-DDPG برای بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر ۵۱
۶-۳-۶ مزایای MA-DDPG در بازی‌های مجموع‌صفر ۵۳
۶-۴ عامل گرادیان سیاست عمیق قطعی تاخیری دوگانه دوعاملی ۵۳
۶-۴-۱ چالش‌های یادگیری تقویتی در محیط‌های چندعاملی و راه‌حل MATD3 ..... ۵۳
۶-۴-۲ معماری MATD3 در بازی‌های مجموع‌صفر ۵۴
۶-۴-۳ آموزش MATD3 ..... ۵۴
۶-۴-۴ اکتشاف در MATD3 ..... ۵۵
۶-۴-۵ شبکهٔ MATD3 برای بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر ۵۶
۶-۴-۶ مزایای MATD3 در بازی‌های مجموع‌صفر ۵۸
۶-۵ عامل عملگر نقاد نرم دوعاملی ۵۸
۶-۵-۱ چالش‌های یادگیری تقویتی در محیط‌های چندعاملی و راه‌حل MASAC ۵۸
۶-۵-۲ معماری MASAC در بازی‌های مجموع‌صفر ۵۹
۶-۵-۳ آموزش MASAC ۵۹
۶-۵-۴ اکتشاف در MASAC ۶۱
۶-۵-۵ شبکهٔ MASAC برای بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر ۶۱
۶-۵-۶ مزایای MASAC در بازی‌های مجموع‌صفر ۶۳
۶-۶ عامل بهینه‌سازی سیاست مجاور دوعاملی ۶۳
۶-۶-۱ چالش‌های یادگیری تقویتی در محیط‌های چندعاملی و راه‌حل MAPPO ۶۳
۶-۶-۲ معماری MAPPO در بازی‌های مجموع‌صفر ۶۴
۶-۶-۳ آموزش MAPPO ۶۴
۶-۶-۴ اکتشاف در MAPPO ۶۶
۶-۶-۵ شبکهٔ MAPPO برای بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر ۶۶
۶-۶-۶ مزایای MAPPO در بازی‌های مجموع‌صفر ۶۷

۶-۷ تنظیمات آزمایشی ۶۸
۶-۸ نتایج عملکرد الگوریتم‌ها ۶۸
۶-۹ تحلیل پایداری و همگرایی ۶۸
۶-۱۰ مقایسه روش‌های تک‌عاملی و چندعاملی ۶۸
۶-۱۱ ارزیابی مقاومت الگوریتم‌ها در برابر اختلالات ۶۸
۶-۱۲ تحلیل آماری نتایج ۶۸
۶-۱۳ بحث و تفسیر نتایج ۶۸
۶-۱۴ مقایسه با معیارهای مرجع ۶۸
۶-۱۵ جمع‌بندی و پیشنهادات آتی ۶۸

۷ سخت افزار در حلقه عملکرد عامل در محیط ۶۹

۸ ارزیابی و نتایج یادگیری ۷۰
۸-۱ تنظیمات آزمایشی ۷۰
۸-۲ نتایج عملکرد الگوریتم‌ها ۷۰
۸-۳ تحلیل پایداری و همگرایی ۷۰
۸-۴ مقایسه با معیارهای مرجع ۷۱

فهرست جداول

۱-۳ مقادیر عددی برای مسئله سه‌جسمی محدود (سیستم زمین–ماه) ۱۱
۲-۳ مقادیر عددی نقاط لاگرانژ برای مسئله سه‌جسمی محدود سیستم زمین–ماه ۱۴

۱-۵ ویژگی‌های الگوریتم‌های مورد استفاده در شبیه‌سازی ۴۰
۲-۵ جدول پارامترها و مقادیر پیش‌فرض الگوریتم DDPG [۱] ۴۲
۳-۵ جدول پارامترها و مقادیر پیش‌فرض الگوریتم TD3 [۱] ۴۲
۴-۵ جدول پارامترها و مقادیر پیش‌فرض الگوریتم SAC [۱] ۴۳
۵-۵ جدول پارامترها و مقادیر پیش‌فرض الگوریتم PPO [۱] ۴۳

فهرست تصاویر

۳-۱ هندسه مسئله سه بدنه محدود ۱۱

۳-۲ نقاط لاگرانژ ۱۳

۴-۱ حلقه تعامل عامل و محیط ۱۶

۵-۱ ساختار شبکه عصبی عامل ۴۱

۵-۲ ساختار شبکه عصبی نقاد ۴۱

۶-۱ حلقه تعامل عامل‌های یادگیری تقویتی چند عاملی با محیط ۴۶

۸-۱ مقایسه مسیر طی شده در دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی DDPG ۷۱

۸-۲ مقایسه مسیر و فرمان پیشران دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی DDPG ۷۱

۸-۳ مقایسه مسیر طی شده در دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی PPO ۷۲

۸-۴ مقایسه مسیر و فرمان پیشران دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی PPO ۷۲

۸-۵ مقایسه مسیر طی شده در دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی SAC ۷۲

۸-۶ مقایسه مسیر و فرمان پیشران دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی SAC ۷۳

۸-۷ مقایسه مسیر طی شده در دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی TD3 . . . . ۷۳

۸-۸ مقایسه مسیر و فرمان پیشران دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی TD3 . . . . ۷۳

۸-۹ مقایسه مجموع پاداش دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی DDPG در سناریوهای مختلف ۷۴

۸-۱۰ مقایسه مجموع پاداش دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی PPO در سناریوهای مختلف . ۷۴

۸-۱۱ مقایسه مجموع پاداش دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی SAC در سناریوهای مختلف . ۷۵

۸-۱۲ مقایسه مجموع پاداش دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی TD3 در سناریوهای مختلف . ۷۶
۸-۱۳ مقایسه مجموع پاداش الگوریتم‌های تک‌عاملی در سناریوهای مختلف ۷۶
۸-۱۴ مقایسه مجموع پاداش الگوریتم‌های چندعاملی در سناریوهای مختلف ۷۷

فهرست الگوریتم‌ها

۱ گرادیان سیاست عمیق قطعی ۲۴
۲ عامل گرادیان سیاست عمیق قطعی تاخیری دوگانه ۲۷
۳ عامل عملگرد نقاد نرم ۳۲
۴ بهینه‌سازی سیاست مجاور (PPO-Clip) ۳۶
۵ گرادیان سیاست عمیق قطعی چندعاملی برای بازی‌های مجموع‌صفر ۵۲
۶ عامل گرادیان سیاست عمیق قطعی تاخیری دوگانه دوعاملی ۵۷
۷ عامل عملگر نقاد نرم دوعاملی ۶۲
۸ عامل بهینه‌سازی سیاست مجاور دوعاملی ۶۷

فصل ۱

مقدمه

در سال‌های آغازین عصر فضا، فرآیند هدایت فضاپیماها عمدتاً بر مبانی دینامیک کلاسیک و کنترل خطی استوار بوده است. با این حال، پیچیدگی روزافزون مأموریت‌های کنونی مانند سفرهای میان‌سیاره‌ای با پیشران‌کم و شبکه‌های انبوه ماهواره‌ای در مدار زمین، موجب دوچندان شدن ضرورت بهره‌گیری از روش‌های هوشمند و تطبیق‌پذیر شده‌است.

۱-۱ انگیزه پژوهش

در دو دهه‌ی اخیر، ماموریت های فضایی به دلیل کوچک‌سازی سامانه ها، توسعه‌ی وسایل الکترونیک مقرون به صرفه و افزایش ظرفیت های پرتابی، تحولات بنیادینی را تجربه کرده است. از پروژه های علمی بین سیاره‌ایی گرفته تا منظومه های انبوه ماهواره‌ایی در مدارهای پایین زمین، همگی با چالش فراگیر هدایت بهینه در حضور عدم قطعیت‌ها مواجه‌اند. در مسیرهای فرا-قمری[۱] و به طور خاص در ناحیه های ناپایدار نقاط لاگرانژ در چارچوب مسئله‌ی سه جسمی کروی محدود و دایروی[۲]، طراحی سامانه‌ی کنترل مستلزم توانایی تضمین همزمان پایداری ایستا و بهره‌وری سوخت با نیروی پیشران‌کم[۳] است.

هم‌راستا با این تحولات، ظهور و گسترش الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق[۴]، امکانات نوینی را برای طراحی کنترل‌کننده‌های تطبیقی فراهم آورده است. با این حال، غالب رویکردهای رایج بر سناریوهای تک‌عاملی و اتکا به مدل‌های دینامیکی دقیق استوارند. غیاب یک استراتژی مقاوم در مواجهه با اغتشاشات مدل و تغییرات

[1]Trans-lunar
[2]Circular Restricted Three-Body Problem (CRTBP)
[3]Low-thrust
[4]Deep Reinforcement Learning (DRL)

محیطی از جمله خطای تراست در پیشران و تأخیر در سیگنال‌های حسگر منجر به فاصله‌ی چشمگیر عملکرد واقعی از پیش‌بینی‌های حاصل از شبیه‌سازی‌های ایده‌آل می‌گردد. این پژوهش بر آن است تا گسست اشاره‌شده را با بهره‌گیری از چارچوب یادگیری تقویتی چندعاملی مقاوم مرتفع سازد و بدین وسیله، اطمینان هدایت پیشران‌کم در مسئله‌ی سه‌جسمی محدودِ دایره‌ای[5] را افزایش دهد.

۱–۲ تعریف مسئله

در سال‌های اخیر، پیشرفت‌های فناوری در زمینه‌های مختلف، از جمله کنترل پرواز، پردازش سیگنال و هوش مصنوعی، به افزایش کاربردهای ماهواره با پیشران کم در منظومه زمین–ماه کمک کرده است. ماهواره با پیشران کم می‌تواند برای تعقیب ماهواره‌ها، انتقال مداری و استقرار ماهواره‌ها استفاده شود. روش‌های هدایت بهینه قدیمی جهت کنترل ماهواره‌ها اغلب نیازمند فرضیات ساده‌کننده، منابع محاسباتی فراوان و شرایط اولیه مناسب هستند. الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری تقویتی این توانایی را دارند که بدون مشکلات اشاره‌شده هدایت ماهواره را انجام دهند. به‌دلیل ساختار شبکه‌ای، این الگوریتم‌ها می‌توانند امکان محاسبات درونی[6] را فراهم کنند.

هدف از این پژوهش، طراحی سیاست کنترلی برای یک فضاپیما به جرم m است که در میدان جاذبه‌ی سیستم زمین–ماه به‌صورت دوبُعدی مدل شده‌است. ویژگی‌های این سامانه در ادامه آورده شده‌است.

- **پویایی‌ها:** معادلات حرکت در چارچوب مرجع چرخان به‌صورت مجموعهٔ غیرخطی $\dot{\boldsymbol{x}} = f(\boldsymbol{x})+g(\boldsymbol{x})\,\boldsymbol{u}$ نوشته می‌شود که $\boldsymbol{x}=[x, y, \dot{x}, \dot{y}]^\top$ بردار حالت و $\boldsymbol{u}$ بردار تراست با کران $\boldsymbol{u} \leqslant u_{\max}$ است.

- **عدم‌قطعیت‌ها:** عوامل عدم قطعیت شامل شرایط اولیه تصادفی، اغتشاش در عملگرها، عدم تطابق مدل، مشاهده ناقص، نویز حسگر و تأخیر زمانی هستند که همگی بر عملکرد و پایداری سیستم تأثیر می‌گذارند.

- **صورت بازی دیفرانسیلی:** فضاپیما و طبیعت (اغتشاشات) به‌ترتیب به‌عنوان عامل کنترلی و حریفِ مزاحم مدل شده‌است. مسئله به‌عنوان یک بازی مجموع‌صفر [7] در افق زمان محدود t_f فرمول‌بندی شده‌اند.

صورت کامل مسأله را می‌توان با یافتن سیاست $\pi^\star : \mathcal{X} \to \mathcal{U}$ تعریف کرد که معیار بهینه‌سازی هزینه‌ی تجمعی است.

[5] CRTBP
[6] On-board Computing
[7] Zero-Sum

۱-۳ یادگیری تقویتی

یادگیری تقویتی[8] شاخه‌ای از یادگیری ماشین است که در آن یک عامل از طریق تعامل پیاپی با محیط می‌آموزد چه توالی اقدام‌هایی $a_t \in \mathcal{A}$ را انتخاب کند تا بازده تجمعی آینده را بیشینه کند. یک فرایند تصمیم‌گیری مارکوف[9] به‌صورت $\langle \mathcal{S}, \mathcal{A}, p, r, \gamma \rangle$ تعریف می‌شود که در آن

- $\mathcal{S}$: مجموعهٔ حالات،
- $p(s'|s, a)$: دینامیک انتقال،
- $r(s, a)$: پاداش آنی،
- $\gamma \in [0, 1)$: ضریب تنزیل.

سیاست[10] $\pi(a|s)$ احتمال انتخاب اقدام $\boldsymbol{a}$ در وضعیت $\boldsymbol{s}$ را بیان می‌کند. هدف بیشینه‌سازی برگشت[11]

$$G_t = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k} \tag{۱-۱}$$

است. روش‌های RL معمولاً در دو دسته‌ی ارزش‌محور (مانند Q-learning و DQN) و سیاست‌محور (مانند REINFORCE) جای می‌گیرند؛ ترکیب این دو به چارچوب Actor–Critic منتهی می‌شود که در آن یک بازیکن (Actor) سیاست را به‌روزرسانی می‌کند و یک منتقد (Critic) ارزش یا Q را برآورد می‌نماید [۲].

در حضور فضاهای پیوسته‌ی حالت–عمل، الگوریتم‌های گرادیان سیاست عمیق مانند DDPG، TD3، SAC و PPO با تکیه بر شبکه‌های عصبی به‌عنوان تقریب‌گر توابع، کارایی بالایی نشان داده‌اند. در این پژوهش، خانواده‌ی Actor–Critic پایه‌ی توسعه‌ی کنترل‌کننده پیشنهاد شده‌است.

۱-۴ یادگیری تقویتی چندعاملی

در یادگیری تقویتی چندعاملی[12]، فضای تصمیم‌گیری به‌صورت یک بازی مارکفی[13] با مجموعهٔ عامل‌ها $\mathcal{N} = \{1, \ldots, N\}$ مدل شده‌است که در آن هر عامل سیاست مختص π_i خود را با هدف بیشینه‌سازی پاداش تجمعی

[8] Reinforcement Learning (RL)
[9] Markov Decision Process (MDP)
[10] Policy
[11] Return
[12] Multi-Agent Reinforcement Learning (MARL)
[13] Markov Games (MG)

کسب می‌کند. در سناریوهای رقابتیِ دونفره، این پژوهش از چارچوب بازی‌های Zero-Sum استفاده شده و مفهوم تعادل نش[۱۴] به‌عنوان معیار پایداری سیاست مطرح شده‌است.

رویکرد آموزش متمرکز، اجرا توزیع‌شده[۱۵] با جداکردن مرحله‌ی آموزش که در آن اطلاعات خصوصی همهٔ عامل‌ها در دسترس است از اجرا که در آن هر عامل صرفاً بر مشاهده‌ی محلی اتکا می‌کند، تعادل بین کارایی و مقیاس‌پذیری را برقرار می‌سازد. این معماری مخصوصاً در حضور تعامل‌های ضعیف عامل‌ها مفید است، زیرا هزینه‌ی ارتباطی در زمان اجرا را حذف می‌کند.

۱-۵ محتوای گزارش

[14] Nash Equilibrium
[15] Centralized Training with Decentralized Execution (CTDE)

فصل ۲

پیشینه پژوهش

۲-۱ ماموریت‌های بین مداری

هدایت فضاپیماها معمولاً با استفاده از ایستگاه‌های زمینی انجام می‌شود. با این حال، این تکنیک‌ها دارای محدودیت‌هایی از جمله حساسیت به قطع ارتباطات، تاخیرهای زمانی و محدودیت‌های منابع محاسباتی هستند. الگوریتم‌های یادگیری تقویتی و بازی‌های دیفرانسیلی می‌توانند برای بهبود قابلیت‌های هدایت فضاپیماها، از جمله مقاومت در برابر تغییرات محیطی، کاهش تاخیرهای ناشی از ارتباطات زمینی و افزایش کارایی محاسباتی، مورد استفاده قرار گیرند.

هدایت فضاپیماها معمولاً پیش از پرواز انجام می‌شود. این روش‌ها می‌توانند از تکنیک‌های بهینه‌سازی فراگیر [۳] یا برنامه‌نویسی غیرخطی برای تولید مسیرها و فرمان‌های کنترلی بهینه استفاده کنند. با این حال، این روش‌ها معمولاً حجم محاسباتی زیادی دارند و برای استفاده درون‌سفینه‌ای نامناسب هستند [۴]. یادگیری ماشین می‌تواند برای بهبود قابلیت‌های هدایت فضاپیماها استفاده شود. کنترل‌کننده شبکه عصبی حلقه‌بسته می‌تواند برای محاسبه سریع و خودکار تاریخچه کنترل استفاده شود. یادگیری تقویتی نیز می‌تواند برای یادگیری رفتارهای هدایت بهینه استفاده شود.

روش‌های هدایت و بهینه‌سازی مسیر فضاپیماها به‌طور کلی به راه‌حل‌های اولیه مناسب نیاز دارند. در مسائل چند جسمی، طراحان مسیر اغلب حدس‌های اولیه کم‌هزینه‌ای برای انتقال‌ها با استفاده از نظریه سیستم‌های دینامیکی و منیفولدهای ثابت [۵،۶] ایجاد می‌کنند.

شبکه‌های عصبی ویژگی‌های جذابی برای فعال‌سازی انجام هدایت در فضاپیما دارند. به‌عنوان مثال، شبکه‌های عصبی می‌توانند به‌طور مستقیم از تخمین‌های وضعیت به دستورهای پیشران کنترلی که با محدودیت‌های

مأموریت سازگار است، برسند. عملکرد هدایت شبکه‌های عصبی در مطالعاتی مانند فرود بر سیارات [۷]، عملیات نزدیکی به سیارات [۸] و کنترل فضاپیما با پیشران ازدست‌رفته [۹] نشان داده شده‌است. تازه‌ترین پیشرفت‌های تکنیک‌های یادگیری ماشین در مسائل خودکارسازی درونی به‌طور گسترده‌ای مورد مطالعه قرار گرفته‌اند؛ از پژوهش‌های اولیه تا توانایی‌های پیاده‌سازی. به‌عنوان مثال، الگوریتم‌های یادگیری ماشین ابتدایی در فضاپیماهای مریخی‌نورد برای کمک به شناسایی ویژگی‌های زمین‌شناسی تعبیه شده‌اند. الگوریتم AEGIS توانایی انتخاب خودکار هدف توسط یک دوربین در داخل فضاپیماهای Spirit، Opportunity و Curiosity را فعال دارد [۱۰]. در کامپیوتر پرواز اصلی، فرآیند دقت افزایی (Refinement Process) نیاز به ۹۴ تا ۹۶ ثانیه دارد [۱۱]، که به طور قابل توجهی کمتر از زمان مورد نیاز برای ارسال تصاویر به زمین و انتظار برای انتخاب دستی توسط دانشمندان است. برنامه‌های آینده برای کاربردهای یادگیری ماشین درون‌سفینه شامل توانایی‌های رباتیکی درون‌سفینه برای فضاپیمای Perseverance [۱۲، ۱۳] و شناسایی عیب برای Europa Clipper [۱۴] می‌شود. الگوریتم‌های یادگیری ماشین دارای پتانسیلی انجام سهم مهمی در مأموریت‌های اتوماسیون آینده دارند.

علاوه بر رباتیک سیاره‌ای، پژوهش‌های مختلفی به استفاده از تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین در مسائل نجومی پرداخته‌اند. در طراحی مسیر عملکرد رگرسیون معمولاً مؤثرتر هست. به عنوان مثال، از یک شبکه عصبی (NN) در بهینه‌سازی مسیرهای رانشگر کم‌پیشران استفاده شده‌است [۱۵]. پژوهش‌های جدید شامل شناسایی انتقال‌های هتروکلینیک [۱۶]، اصلاح مسیر رانشگر کم‌پیشران [۱۷] و تجزیه و تحلیل مشکلات ازدست‌رفتن رانشگر [۹] می‌شود.

تکنیک‌های یادگیری نظارتی می‌توانند نتایج مطلوبی تولید کنند؛ اما، دارای محدودیت‌های قابل توجهی هستند. یکی از این محدودیت‌ها این است که این رویکردها بر وجود دانش پیش از فرآیند تصمیم‌گیری متکی هستند. این امر مستلزم دقیق‌بودن داده‌های تولیدشده توسط کاربر برای نتایج مطلوب و همچنین وجود تکنیک‌های موجود برای حل مشکل کنونی و تولید داده است.

در سال‌های اخیر، قابلیت یادگیری تقویتی (RL) در دستیابی به عملکرد بهینه در بخش‌هایی با ابهام محیطی قابل توجه، به اثبات رسیده است [۱۸، ۱۹]. هدایت انجام‌شده توسط RL را می‌توان به‌صورت گسترده بر اساس فاز پرواز دسته‌بندی کرد. مسائل فرود [۲۰، ۲۱] و عملیات در نزدیکی اجسام کوچک [۷، ۸]، از حوزه‌های پژوهشی هستند که از RL استفاده می‌کنند. تحقیقات دیگر شامل مواجهه تداخل خارجی جوی [۲۲]، نگهداری ایستگاهی [۲۳] و هدایت به‌صورت جلوگیری از شناسایی [۲۴] است. مطالعاتی که فضاپیماهای رانشگر کم‌پیشران را در یک چارچوب دینامیکی چند بدنی با استفاده از RL انجام‌شده‌است، شامل طراحی انتقال با استفاده از Q-learning [۲۵]، Proximal Policy Optimization [۲۶] و هدایت نزدیکی مدار [۲۷] است.

۲-۲ یادگیری تقویتی

از نخستین صورت‌بندی‌های فرایند تصمیم‌گیری مارکُفی در یادگیری تقویتی، پژوهش بر آن بوده‌است که عامل بتواند با اجرای عمل‌ها و دریافت پاداش، سیاستی برای بیشینه‌سازی برگشت بیاموزد. تبیین جامع این چارچوب و الگوریتم‌های بنیادین در ویرایش دوم کتاب سوتون و بارتو به‌مثابه مرجع کلاسیک این حوزه ارائه شده و همچنان مبنای بسیاری از آثار معاصر است [۲].

دهه‌ی ۱۹۹۰ ملادی شاهد شکل‌گیری روش‌هایی بر پایه‌ی ارزش[۱] نظیر Q-learning و نخستین رویکردهای گرادیانِ سیاست بود؛ با وجود این، محدودیت توان محاسباتی و فقدان داده‌ی فراوان، سرعت رشد را کند می‌کرد. ورود شبکه‌های عصبی عمیق نقطه‌ی عطفی بود: مقاله‌ی معروف دیپ‌مایند[۲] نشان داد که شبکه‌ی Q عمیق (DQN) می‌تواند صرفاً از پیکسل‌های بازی آتاری سیاستی نزدیک به انسان بیاموزد [۲۸].

موفقیت DQN نگاه‌ها را به‌سوی گرادیانِ سیاستِ مقیاس‌پذیر معطوف ساخت. بهینه‌سازی ناحیه‌ی اطمینان[۳] تضمین بهبود یکنواخت سیاست را فراهم کرد [۲۹]، و روش A3C با موازی‌سازی بازیگران، سرعت یادگیری را چند برابر افزایش داد [۳۰]. کمی بعد، DDPG اولین بار گرادیان سیاست قطعی را به فضاهای عمل پیوسته وارد کرد [۳۱]. سپس PPO با ساده‌سازی قیود TRPO و کاهش پارامترهای حساس، به انتخاب پیش‌فرض بسیاری از کاربردهای مهندسی بدل شد [۳۲].

با گسترش دامنه‌ی مسائل، پایداری و کاراییِ داده به چالش اصلی بدل گشت. TD3 نشان داد که کمینه‌کردن میان دو منتقد می‌تواند برآورد بیش‌ازحد Q را مهار کند [۳۳]، و SAC با افزودن بند آنتروپی، هم‌زمان اکتشاف و بازده را بهبود داد [۳۴].

در محیط‌های پرخطر یا گران، جمع‌آوری داده‌ی برخط ناممکن است؛ ازاین‌رو RL آفلاین مطرح شد. روش CQL با برقراری کران محافظه‌کارانه بر Q-value از گرایشِ خارج از توزیع جلوگیری می‌کند [۳۵]، و مرور اخیر پراودِنسیو و همکاران طبقه‌بندی جامعی از چالش‌های باز این حوزه ارائه داده است [۳۶].

هم‌زمان، دغدغه‌ی ایمنی و تبیین در سامانه‌های واقعی پررنگ شد. مرور سال ۲۰۲۲ نشان می‌دهد که ترکیب قیدهای سخت، توابع جریمه‌ی ریسک و شبیه‌سازی محیط‌های بدبینانه سه خط اصلی ایمنی در RL هستند [۳۷]. سلسله‌مراتب نیز با هدف انتقال دانش و تسریع یادگیری مورد توجه قرار گرفت و یک مطالعه‌ی جامع در ACM Computing Surveys چهار چالش کشف زیرکار، یادگیری اشتراک‌پذیر، انتقال و مقیاس‌پذیری را برجسته می‌کند [۳۸].

وقتی چند عامل به‌طور هم‌زمان یاد می‌گیرند، پویایی محیط از دید هر عامل غیرایستا می‌شود. مرور جامع

[1] Value
[2] DeepMind
[3] Trust Region Policy Optimization (TRPO)

۲۰۲۴ نشان می‌دهد که چارچوب ناظر متمرکز ـ بازیگر توزیع‌شده[۴] راهکاری موثر برای این چالش است و مباحثی چون تخصیص اعتبار جمعی و کشف تعادل را معرفی می‌کند [۳۹].

پیشرفت‌های یادشده در نهایت به دستاوردهای نمادینی چون AlphaGo [۴۰] و AlphaStar [۴۱] انجامیدند که در بازی‌های Go و StarCraft II از انسان پیشی گرفتند، و معماری توزیع‌شده‌ی IMPALA نشان داد که چگونه می‌توان هزاران شبیه‌ساز را با به‌روزرسانی وزن‌های مهم ادغام کرد [۴۲].

به‌رغم این جهش‌ها، سه شکاف اساسی پابرجا مانده است: ۱) تضمین ایمنی سخت‌گیرانه در سناریوهای نزدیک‌برخورد، ۲) کاهش وابستگی به داده‌ی پرهزینه یا نایاب از طریق روش‌های مدل‌مبنا و آفلاین، و ۳) مقیاس‌پذیری یادگیری چندعاملی برای سامانه‌های رباتیکی یا فضاپیمای چندگانه.

۲-۳ پیشینه‌ی پژوهش یادگیری تقویتی چندعاملی

امروز یادگیری تقویتی چندعاملی (MARL) به‌عنوان بنیاد اصلی سامانه‌های هوشمند مشارکتی شناخته می‌شود؛ مسیری که از آزمون‌های ساده‌ی دوعاملی در دهه‌ی ۱۹۹۰ آغاز شد و اکنون به معماری‌های توزیع‌شده‌ی در مقیاس هزاران بازیگر رسیده است. این بخش، به بررسی اینکه چگونه ایده‌ی آموزش متمرکز ـ اجرای توزیع‌شده (CTDE) به پاسخ غالب برای چالش‌های غیرایستایی و انفجار بُعدی بدل شد و چه گام‌هایی هنوز برای ایمنی، ناهمگونی و مقیاس‌پذیری باقی مانده است.

دهه‌ی ۱۹۹۰ با مقاله‌ی [۴۳] آغاز شد؛ جایی که برای نخستین‌بار مقایسه‌ی عامل‌های مستقل با عامل‌های همکار انجام شد و سود ارتباط و اشتراک تجربه به‌صورت تجربی نشان داده شد. در میانه‌ی دهه‌ی بعد، مرور جامع پانایت و لوک [۴۴] چشم‌اندازی از مسائل تخصیص اعتبار و غیرایستایی ترسیم کرد و دو موضوع یادگیری تیمی و یادگیری هم‌زمان را صورت‌بندی نمود. هم‌زمان، بوشونیو و همکاران [۴۵] ادبیات MARL را در قالب اهداف پایداری دینامیک یادگیری و انطباق با رفتار سایر عامل‌ها جمع‌بندی کردند و راه را برای تحلیل‌های بازی‌محور هموار ساختند.

ورود شبکه‌های عمیق در سال‌های ۲۰۱۶ و ۲۰۱۷ نقطه‌ی عطف بعدی بود؛ منتقد متمرکز ـ بازیگر توزیع‌شده در MADDPG [۴۶] نشان داد که می‌توان از حالت سراسری در فاز آموزش بهره برد، اما سیاست نهایی را صرفاً بر اساس مشاهدات محلی اجرا کرد. در همان سال، Value-Decomposition Networks [۴۷] ایده‌ی تجزیه‌ی خطی پاداش را برای تیم‌های کاملاً تعاونی مطرح کرد و راه را برای فاکتوربندی‌های پیش‌رفته گشود.

۲۰۱۸ شاهد جهش مهمی با QMIX بود؛ این روش با اعمال قید تک‌نوا[۵] بر ترکیب مقادیر منفرد، هم

[4] Centralized Training with Decentralized Execution (CTDE)
[5] Monotonic

امکان بهینه‌سازی آف‌پالیسی را فراهم کرد و هم تضمین سازگاری سیاست‌های محلی با ارزش مشترک را برقرار ساخت [۴۸].

سال ۲۰۱۹ به گسترش بسترهای آزمایش اختصاص یافت. چالش استاندارد StarCraft Multi-Agent Challenge (SMAC) بر مبنای StarCraft II معرفی شد و معیار مشترکی برای مقایسه‌ی الگوریتم‌ها را مهیا کرد [۴۹]. هم‌زمان، QTRAN [۵۰] نشان داد که می‌توان بدون قید خطی یا تک‌نوا، تابع ارزش مشترک را به فضای قابل تجزیه تبدیل کرد. از سوی دیگر، MAVEN با افزودن متغیر نهفته‌ی مشترک، کاوش هماهنگ و سلسله‌مراتبی را امکان‌پذیر ساخت [۵۱]. نقطه‌ی اوج همان سال، سامانه‌ی AlphaStar بود که نشان داد ترکیب خودبازی و معماری توزیع‌شده می‌تواند به رتبه‌ی استاد بزرگ[۶] انسان برساند [۴۱].

در ۲۰۲۰ مفهوم نقش‌های در حال ظهور با ROMA [۵۲] معرفی شد تا عامل‌ها بر اساس شباهت رفتاری به‌طور خودکار خوشه‌بندی و اشتراک دانش کنند؛ رویکردی که در نقشه‌های پرتراکم SMAC برتری محسوسی نشان داد. پژوهش‌های متا در ۲۰۲۱، از مرور نظری زانگ و بشار [۵۳] تا محک[۷] تطبیقی پاپوداکیس و همکاران [۵۴]، شکاف‌های باقی‌مانده در تضمین همگرایی و مقیاس را فهرست کردند.

آخرین موج مطالعات بر ناهمگونی و ایمنی تمرکز دارد. مرور جامع [۵۵] نشان می‌دهد که تفاوت در قابلیت‌ها و اطلاعات عامل‌ها، مسائلی نظیر تخصیص اعتبار و تعادل را پیچیده‌تر می‌سازد و به الگوریتم‌های سازگار با نقش‌های پویا نیاز دارد.

به‌طور خلاصه، مسیر تاریخی MARL از الگوهای مستقل دهه‌ی ۱۹۹۰ به سامانه‌های توزیع‌شده‌ی امروزی، همواره با سه دغدغه‌ی اصلی هدایت شده است: کنترل انفجار بُعدی توابع ارزش، مقابله با غیرایستایی ناشی از یادگیری هم‌زمان، و انتقال مؤثر تجربه میان عامل‌ها. علی‌رغم پیشرفت‌های شتابان، تضمین ایمنی سخت‌گیرانه در محیط‌های شکست‌پذیر، مدیریت نقش‌های پویا در تیم‌های ناهمگون و کاهش نیاز به داده‌ی شبیه‌سازی پرهزینه همچنان چالش‌های باز باقی می‌مانند؛ چالش‌هایی که در این پژوهش با رویکرد ترکیبی مدل‌مبنا، مقاوم و چندعاملی پیگیری می‌شوند.

[6] Grandmaster
[7] Benchmark

فصل ۳

مدل‌سازی محیط یادگیری سه جسمی

مسیرهای فضایی پیشین تحت تأثیر گرانش یک جسم مرکزی (خورشید، زمین یا سیاره‌ای دیگر) شکل می‌گیرند و توسط اجسام سوم تحت تأثیر قرار می‌گیرند. در برخی موارد، مأموریت فضاپیما آن را در ناحیه‌ای از فضا قرار می‌دهد که به‌طور همزمان تحت تأثیر دو جسم بزرگ است. این مسیرها نمی‌توانند از تحلیل دو جسم با اختلالات جسم سوم استفاده کنند، بلکه باید تأثیرات هر دو جسم به‌طور همزمان در نظر گرفته شوند.

مسئله سه‌جسمی محدود که شامل دو جسم اصلی با جرم‌های بزرگ و یک جسم کوچک (فضاپیما) است، محیطی مناسب برای بکارگیری روش‌های یادگیری تقویتی محسوب می‌شود. در این مسئله، دینامیک غیرخطی پیچیده‌ای حاکم است که نقاط تعادل خاصی به نام نقاط لاگرانژ در آن وجود دارد

در این فصل ابتدا به مدل‌سازی ریاضی مسئله سه‌جسمی محدود و استخراج معادلات حرکت در سیستم مختصات دوران در بخش ۳-۱ پرداخته شده‌است. سپس، نقاط لاگرانژ و خصوصیات پایداری آنها در بخش ۳-۲ مورد بررسی قرار گرفته.

۳-۱ مسئله‌ی سه‌جسمیِ محدودِ دایره‌ای (CRTBP)

دو جرمِ اصلی (زمین با جرم m_1 و ماه با جرم m_2) روی مدارهایی دایره‌ای و هم‌صفحه پیرامونِ مرکزِ جرمِ مشترک حرکت می‌کنند. جرمِ سوم (فضاپیما با جرمِ ناچیز m_3) چنان کوچک فرض می‌شود که تأثیرِ گرانشیِ آن بر حرکتِ دو جسمِ اصلی قابلِ صرفِ نظر است؛ بدین ترتیب مسئله‌ی سه‌جسمیِ محدودِ دایره‌ای شکل می‌گیرد.

جدول ۳-۱: مقادیر عددی برای مسئله سه‌جسمی محدود (سیستم زمین-ماه)

پارامتر	توصیف	مقدار عددی
m_1	جرم زمین	$5.972 \times 10^{24}\,\mathrm{kg}$
m_2	جرم ماه	$7.348 \times 10^{22}\,\mathrm{kg}$
μ	نسبت جرمی	0.0121505856
ω	سرعت زاویه‌ای سیستم	$2.6617 \times 10^{-6}\,\mathrm{rad/s}$

دستگاهِ مختصاتِ چرخانی هم‌دوران با دو جرم اصلی انتخاب می‌شود؛ مبدأ در مرکزِ جرمِ سامانه است، محور x خطِ واصلِ دو جرم و محور y بر آن عمود (در صفحه‌ی مدارها) است. واحدِ طول برابر فاصله‌ی ثابتِ میان دو جرم و واحدِ زمان چنان تعریف می‌شود که دوره‌ی مداریِ سامانه 2π (و در نتیجه $\omega = 1$) گردد. همچنین جرم‌ها به‌گونه‌ای مقیاس می‌شود که مجموع دو جرم برابر با یک شود.

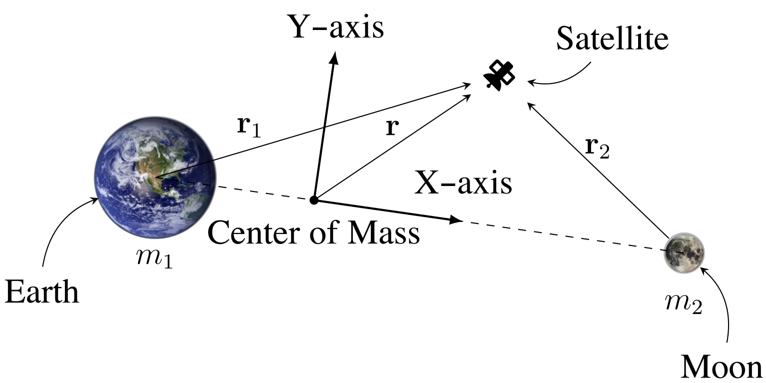
$$m_1 + m_2 = 1. \tag{۳-۱}$$

با نسبتِ جرمی

$$\mu \equiv \frac{m_2}{m_1 + m_2}, \tag{۳-۲}$$

داریم $m_1 = 1 - \mu$ و $m_2 = \mu$ و مکانِ دو جرم در دستگاهِ بی‌بُعد به صورت

$$\mathbf{r}_{\text{Earth}} = (-\mu, 0), \qquad \mathbf{r}_{\text{Moon}} = (1 - \mu, 0). \tag{۳-۳}$$



شکل ۳-۱: هندسه مسئله سه بدنه محدود

۳-۱-۱ لاگرانژ و معادلات حرکت

با در نظر گرفتن $G=1$ در حالت بی‌بعد، تابعِ لاگرانژِ جرمِ سوم در دستگاهِ چرخان برابر است با [۵۶]

$$L=\tfrac{1}{2}\big(\dot{x}^2+\dot{y}^2+\dot{z}^2\big)+(1-\mu)\,\frac{1}{r_1}+\mu\,\frac{1}{r_2}+\tfrac{1}{2}\big(x^2+y^2\big), \tag{۳-۴}$$

که در آن

$$r_1=\sqrt{(x+\mu)^2+y^2+z^2},\qquad r_2=\sqrt{\big(x-1+\mu\big)^2+y^2+z^2}. \tag{۳-۵}$$

با به‌کارگیری رابطه‌ی اویلر–لاگرانژ

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i}-\frac{\partial L}{\partial q_i}=0,\qquad q_i\in\{x,y,z\},$$

معادلاتِ بی‌بُعدِ حرکتِ جرمِ سوم به دست می‌آید:

$$\ddot{x}-2\dot{y}=x-\frac{1-\mu}{r_1^3}(x+\mu)-\frac{\mu}{r_2^3}\big(x-1+\mu\big), \tag{۳-۶}$$

$$\ddot{y}+2\dot{x}=y-\frac{1-\mu}{r_1^3}\,y-\frac{\mu}{r_2^3}\,y, \tag{۳-۷}$$

$$\ddot{z}=-\frac{1-\mu}{r_1^3}\,z-\frac{\mu}{r_2^3}\,z. \tag{۳-۸}$$

یا به نگاشتِ برداری به‌صورت زیر است.

$$\ddot{\mathbf{r}}+2\,\boldsymbol{\omega}\times\dot{\mathbf{r}}=\nabla\Omega(\mathbf{r}),\qquad \Omega(x,y,z)=\tfrac{1}{2}\big(x^2+y^2\big)+\frac{1-\mu}{r_1}+\frac{\mu}{r_2}. \tag{۳-۹}$$

۳-۲ نقاط تعادلِ لاگرانژ

نقطه‌ی تعادل مکانی است که در چارچوبِ چرخان، جرمِ سوم بی‌حرکت بماند. این شرایط با صفرشدن مؤلفه‌های سرعت و شتاب به‌دست می‌آید؛ ازاین‌رو در معادلاتِ بالا قرار می‌دهیم $\dot{x}=\dot{y}=\dot{z}=\ddot{x}=\ddot{y}=\ddot{z}=0$. در نتیجه دستگاهِ جبریِ زیر برای مختصاتِ نقطه‌ی تعادل حاصل می‌شود:

$$0=x-\frac{1-\mu}{r_1^3}(x+\mu)-\frac{\mu}{r_2^3}\big(x-1+\mu\big), \tag{۳-۱۰}$$

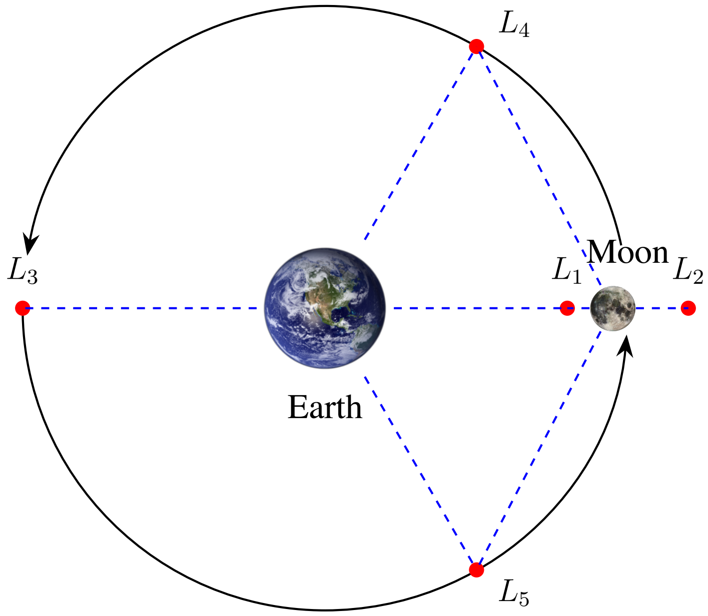
$$0=y\Big[1-\frac{1-\mu}{r_1^3}-\frac{\mu}{r_2^3}\Big], \tag{۳-۱۱}$$

$$0=-\frac{1-\mu}{r_1^3}\,z-\frac{\mu}{r_2^3}\,z. \tag{۳-۱۲}$$

معادله‌ی سوم نشان می‌دهد برای حالت عمومی باید $z=0$ باشد؛ بنابراین نقاطِ تعادل همگی در صفحه‌ی مدار قرار می‌گیرند.

۱. نقاطِ هم‌خط (Collinear). سه نقطه‌ی L_1، L_2 و L_3 روی خط واصلِ دو جرم قرار دارند و لذا $y = 0$ است.

۲. نقاطِ سه‌گوش (Triangular). دو نقطه‌ی L_4 و L_5 رأس‌های مثلثِ متساوی‌الاضلاع با دو جرمِ اصلی را تشکیل می‌دهند و در آن‌ها $y \neq 0$.



شکل ۳-۲: نقاط لاگرانژ

نقاطِ هم‌خط (L_1, L_2, L_3)

با اعمال $y = 0$، تنها معادله‌ی زیر باقی می‌ماند

$$x - \frac{1-\mu}{|x+\mu|^3}(x+\mu) - \frac{\mu}{|x-1+\mu|^3}(x-1+\mu) = 0. \qquad (۱۳-۳)$$

این معادله در سه ناحیه‌ی مجزا—بین دو جرم، بیرونِ جرمِ کوچک و بیرونِ جرمِ بزرگ—دارای یک ریشه است که به‌ترتیب نقاطِ L_1، L_2 و L_3 را تعیین می‌کند.

برای $\mu \ll 1$ (همچون سامانه‌ی خورشید–زمین یا زمین–ماه) می‌توان تقریب‌های شناخته‌شده را نوشت:

$$x_{L_1} \simeq (1-\mu) - \left(\tfrac{\mu}{3}\right)^{1/3},$$
$$x_{L_2} \simeq (1-\mu) + \left(\tfrac{\mu}{3}\right)^{1/3},$$
$$x_{L_3} \simeq -1 - \tfrac{5}{12}\,\mu; \qquad y_{L_i} = 0.$$

در عمل، ریشه‌ی دقیقِ معادله‌ی (۳-۱۳) با یک روشِ عددی (نیوتن–رافسون) محاسبه می‌شود.

نقاطِ سه‌گوش (L_4, L_5)

در این نقاط $r_1 = r_2 = 1$ و شرطِ $1 - (1-\mu)/r_1^3 - \mu/r_2^3 = 0$ به طور طبیعی برقرار است. مختصات به سادگی عبارت‌اند از

$$x_{L_4} = x_{L_5} = \tfrac{1}{2} - \mu, \qquad y_{L_4} = +\tfrac{\sqrt{3}}{2}, \qquad y_{L_5} = -\tfrac{\sqrt{3}}{2}. \tag{۳-۱۴}$$

پایداری این نقاط مستلزم نسبتِ جرمِ کافی است؛ شرطِ کلاسیک $m_1/m_2 > 24.96$ در سامانه‌های خورشید–سیاره یا زمین–ماه به خوبی برقرار است و سببِ وجودِ خانواده‌ی سیارک‌های تروجان حول L_4 و L_5 می‌شود. در مقابل، نقاطِ هم‌خط ناپایدارند و معمولاً مأموریت‌های فضایی روی مدارهای هاله‌ای یا لیساژور در پیرامونِ آن‌ها قرار می‌گیرند.

برای سامانه‌ی زمین–ماه، $\mu \simeq 0.01215$ است. جدولِ زیر مختصاتِ بی‌بُعدِ هر پنج نقطه را نشان می‌دهد (واحدِ طول: فاصله‌ی زمین–ماه). موقعیتِ زمین در $(-\mu, 0)$ و ماه در $(1-\mu, 0)$ است.

جدول ۳-۲: مقادیر عددی نقاط لاگرانژ برای مسئله سه‌جسمی محدود سیستم زمین–ماه

نقطه‌ی لاگرانژ	x (بی‌بعد)	y (بی‌بعد)
L_1	$+0.83692$	0
L_2	$+1.15568$	0
L_3	-1.00506	0
L_4	$+0.48785$	$+0.86603$
L_5	$+0.48785$	-0.86603

این نتایج نشان می‌دهد که L_1 در حدودِ 0.84 فاصله‌ی زمین–ماه از زمین قرار دارد (فاصله‌ی آن تا ماه در حدود 0.16 واحد طول است) و L_2 بیرونِ مدارِ ماه است. نقطه‌ی L_3 تقریباً یک واحدِ طول در سوی مقابلِ ماه نسبت به زمین قرار دارد. دو نقطه‌ی L_4 و L_5 در مختصات $(0.488, \pm 0.866)$ قرار گرفته و با زمین و ماه مثلثِ متساوی‌الاضلاع می‌سازند.

فصل ۴

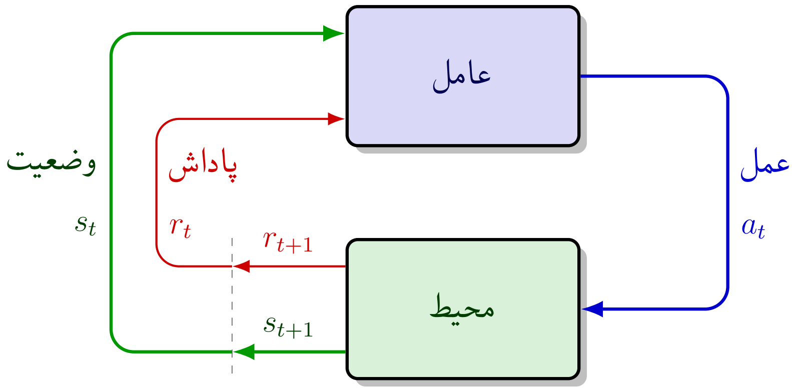
یادگیری تقویتی

در این فصل به بررسی یادگیری تقویتی پرداخته شده‌است. ابتدا در فصل ۴-۱ مفاهیم اولیه یادگیری تقویتی ارائه شده‌است. در ادامه عامل‌های گرادیان سیاست عمیق قطعی ۴-۲، گرادیان سیاست عمیق قطعی تاخیری دوگانه ۴-۳، عملگر نقاد نرم ۴-۴ و بهینه‌سازی سیاست مجاور ۴-۵ توضیح داده شده‌است.

۴-۱ مفاهیم اولیه

دو بخش اصلی یادگیری تقویتی[1] شامل عامل[2] و محیط[3] است. عامل در محیط قرار دارد و با آن در تعامل است. در هر مرحله از تعامل بین عامل و محیط، عامل یک مشاهده جزئی از وضعیت محیط انجام می‌دهد و سپس در مورد اقدامی که باید انجام دهد، تصمیم می‌گیرد. وقتی عامل روی محیط عمل می کند، محیط تغییر می‌کند؛ اما، ممکن است محیط به تنهایی نیز تغییر کند. عامل همچنین یک سیگنال پاداش[4] از محیط دریافت می‌کند؛ سیگنالی که به عامل می‌گوید وضعیت تعامل فعلی آن با محیط چقدر خوب یا بد است. هدف عامل بیشینه‌کردن پاداش انباشته خود است که برگشت[5] نام دارد. یادگیری تقویتی به روش‌هایی گفته می‌شود که در آن‌ها عامل رفتارهای مناسب برای رسیدن به هدف خود را می‌آموزد. در شکل ۴-۱ تعامل بین محیط و عامل نشان داده شده‌است.

[1]Reinforcement Learning (RL)
[2]Agent
[3]Environment
[4]Reward
[5]Return



شکل ۴-۱: حلقه تعامل عامل و محیط

۴-۱-۱ حالت و مشاهدات

حالت[۶] (s) توصیف کاملی از وضعیت محیط است. همه‌ی اطلاعات محیط در حالت وجود دارد. مشاهده[۷] (o) یک توصیف جزئی از حالت است که ممکن است شامل تمامی اطلاعات نباشد. در این پژوهش مشاهده توصیف کاملی از محیط هست؛ در نتیجه، حالت و مشاهده برابر هستند.

۴-۱-۲ فضای عمل

فضای عمل (a) در یادگیری تقویتی، مجموعه‌ای از تمام اقداماتی است که یک عامل می‌تواند در محیط انجام دهد. این فضا می‌تواند گسسته[۸] یا پیوسته[۹] باشد. در این پژوهش فضای عمل پیوسته و محدود به یک بازه مشخص است.

۴-۱-۳ سیاست

سیاست[۱۰] قاعده‌ای است که یک عامل برای تصمیم‌گیری در مورد اقدامات خود استفاده می‌کند. در این پژوهش به تناسب الگوریتم پیاده‌سازی‌شده از سیاست قطعی[۱۱] یا تصادفی[۱۲] استفاده شده‌است که به دو صورت زیر نشان

[6] State
[7] Observation
[8] Discrete
[9] Continuous
[10] Policy
[11] Deterministic
[12] Stochastic

داده می‌شود:

$$a_t = \mu(s_t) \tag{۴-۱}$$

$$a_t \sim \pi(\cdot|s_t) \tag{۴-۲}$$

که زیروند t بیانگر زمان است. در یادگیری تقویتی عمیق از سیاست‌های پارامتری‌شده استفاده می‌شود. خروجی این سیاست‌ها تابعی پارامترهای سیاست (وزن‌ها و بایاس‌های یک شبکه عصبی) هستند که می‌توان از الگوریتم‌های بهینه‌سازی جهت تعیین مقدار بهینه این پارامترها استفاده‌کرد. در این پژوهش پارامترهای سیاست با θ نشان داده شده‌است و سپس نماد آن به‌عنوان زیروند سیاست مانند معادله (۴-۳) نشان داده شده‌است.

$$\begin{aligned} a_t &= \mu_\theta(s_t) \\ a_t &\sim \pi_\theta(\cdot|s_t) \end{aligned} \tag{۴-۳}$$

۴-۱-۴ مسیر

یک مسیر[۱۳] یک توالی از حالت‌ها و عمل‌ها در محیط است.

$$\tau = (s_0, a_0, s_1, a_1, \cdots) \tag{۴-۴}$$

گذار حالت[۱۴] به اتفاقاتی که در محیط بین زمان t در حالت s_t و زمان $t+1$ در حالت s_{t+1} رخ می‌دهد، گفته می‌شود. این گذارها توسط قوانین طبیعی محیط انجام می‌شوند و تنها به آخرین اقدام انجام‌شده توسط عامل (a_t) بستگی دارند. گذار حالت را می‌توان به‌صورت زیر تعریف کرد.

$$s_{t+1} = f(s_t, a_t) \tag{۴-۵}$$

۵-۱-۴ تابع پاداش و برگشت

تابع پاداش[۱۵] در حالت کلی به حالت فعلی محیط، آخرین عمل انجام‌شده و حالت بعدی محیط بستگی دارد. تابع پاداش را می‌توان به‌صورت زیر تعریف کرد.

$$r_t = R(s_t, a_t, s_{t+1}) \tag{۴-۶}$$

[13] Trajectory
[14] State Transition
[15] Reward Function

در این پژوهش، پاداش تنها تابعی از جفتِ حالت–عمل ($r_t = R(s_t, a_t)$) فرض شده‌است. هدف عامل این است که مجموع پاداش‌های به‌دست‌آمده در طول یک مسیر را به حداکثر برساند. در این پژوهش مجموع پاداش‌ها در طول یک مسیر را با نماد $R(\tau)$ نشان داده شده‌است و به آن تابع برگشت[۱۶] گفته می‌شود. یکی از انواع برگشت، برگشت بدون تنزیل[۱۷] با افق محدود[۱۸] است که مجموع پاداش‌های به‌دست‌آمده در یک بازه زمانی ثابت و از مسیر τ است که در معادله (۴–۷) نشان داده شده‌است.

$$R(\tau) = \sum_{t=0}^{T} r_t \qquad (۴–۷)$$

نوع دیگری از برگشت، برگشت تنزیل‌شده با افق نامحدود[۱۹] است که مجموع همه پاداش‌هایی است که تا به حال توسط عامل به‌دست آمده‌است. اما، فاصله زمانی تا دریافت پاداش باعث تنزیل ارزش آن می‌شود. این معادله برگشت (۴–۸) شامل یک فاکتور تنزیل[۲۰] با نماد γ است که عددی بین صفر و یک است.

$$R(\tau) = \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t \qquad (۴–۸)$$

۴–۱–۶ ارزش در یادگیری تقویتی

در یادگیری تقویتی، دانستن ارزش[۲۱] یک حالت یا جفتِ حالت–عمل ضروری است. منظور از ارزش، برگشت مورد انتظار[۲۲] است. یعنی اگر از آن حالت یا جفت حالت–عمل شروع شود و سپس برای همیشه طبق یک سیاست خاص عمل شود، به‌طور میانگین چه مقدار پاداش دریافت خواهد شد. توابع ارزش تقریباً در تمام الگوریتم‌های یادگیری تقویتی به کار می‌روند. در اینجا به چهار تابع مهم اشاره شده‌است.

۱. تابع ارزش تحت سیاست[۲۳] ($V^\pi(s)$): خروجی این تابع برگشت مورد انتظار است در صورتی که از حالت s شروع شود و همیشه طبق سیاست π عمل شود و به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$V^\pi(s) = \mathop{\mathbb{E}}_{\tau \sim \pi} [R(\tau) | s_0 = s] \qquad (۴–۹)$$

۲. تابع ارزش–عمل تحت سیاست[۲۴] ($Q^\pi(s, a)$): خروجی این تابع برگشت مورد انتظار است در صورتی که از حالت s شروع شود، یک اقدام دلخواه a (که ممکن است از سیاست π نباشد) انجام شود و سپس

[16] Return
[17] Discount
[18] Finite-Horizon Undiscounted Return
[19] Infinite-Horizon Discounted Return
[20] Discount Factor
[21] Value
[22] Expected Return
[23] On-Policy Value Function
[24] On-Policy Action-Value Function

برای همیشه طبق سیاست π عمل شود و به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$Q^{\pi}(s,a) = \mathop{\mathbb{E}}_{\tau\sim\pi}[R(\tau)|s_0 = s, a_0 = a] \tag{۴-۱۰}$$

۳. تابع ارزش بهینه[۲۵] ($V^*(s)$): خروجی این تابع برگشت مورد انتظار است در صورتی که از حالت s شروع شود و همیشه طبق سیاست بهینه در محیط عمل شود و به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$V^*(s) = \max_{\pi}(V^{\pi}(s)) \tag{۴-۱۱}$$

۴. تابع ارزش–عمل بهینه[۲۶] ($Q^*(s,a)$): خروجی این تابع برگشت مورد انتظار است در صورتی که از حالت s شروع شود، یک اقدام دلخواه a انجام شود و سپس برای همیشه طبق سیاست بهینه در محیط عمل شود و به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$Q^*(s,a) = \max_{\pi}(Q^{\pi}(s,a)) \tag{۴-۱۲}$$

۴-۱-۷ معادلات بلمن

توابع ارزش اشاره‌شده از معادلات خاصی که به آن‌ها معادلات بلمن گفته می‌شود، پیروی می‌کنند. ایده اصلی پشت معادلات بلمن این است که ارزش نقطه شروع برابر است با پاداشی است که انتظار دارید از آنجا دریافت کنید، به علاوه ارزش مکانی که بعداً به آنجا می‌رسید. معادلات بلمن برای توابع ارزش سیاست محور به شرح زیر هستند:

$$V^{\pi}(s) = \mathop{\mathrm{E}}_{\substack{a\sim\pi \\ s'\sim P}}[r(s,a) + \gamma V^{\pi}(s')] \tag{۴-۱۳}$$

$$Q^{\pi}(s,a) = r(s,a) + \mathop{\mathrm{E}}_{\substack{a\sim\pi \\ s'\sim P}}\left[\gamma \mathop{\mathrm{E}}_{a'\sim\pi}[Q^{\pi}(s',a')]\right] \tag{۴-۱۴}$$

که در آن $V^{\pi}(s)$ تابع ارزش حالت s تحت سیاست π است؛ $Q^{\pi}(s,a)$ تابع ارزش عمل a در حالت s تحت سیاست π است؛ $R(s,a)$ پاداش دریافتی پس از انجام عمل a در حالت s است؛ γ ضریب تنزیل است که ارزش پاداش‌های آینده را کاهش می‌دهد؛ $s' \sim P(\cdot|s,a)$ نشان می‌دهد که حالت بعدی s' از توزیع انتقال محیط P با شرط‌های s و a نمونه‌برداری می‌شود؛ و $a' \sim \pi(\cdot|s')$ نشان می‌دهد که عمل بعدی a' از سیاست

[25] Optimal Value Function
[26] Optimal Action-Value Function

π با شرط حالت جدید s' نمونه‌برداری می‌شود. این معادلات بیانگر این هستند که ارزش یک حالت یا عمل، مجموع پاداش مورد انتظار آن و ارزش حالت بعدی است که بر اساس سیاست فعلی تعیین می‌شود. معادلات بلمن برای توابع ارزش بهینه به شرح زیر هستند:

$$V^*(s) = \max_a \mathop{\mathrm{E}}_{s' \sim P} [r(s,a) + \gamma V^*(s')] \quad (۱۵\text{-}۴)$$

$$Q^*(s,a) = r(s,a) + \mathop{\mathrm{E}}_{s' \sim P} \left[\gamma \max_{a'} Q^*(s',a')\right] \quad (۱۶\text{-}۴)$$

تفاوت حیاتی بین معادلات بلمن برای توابع ارزش سیاست محور و توابع ارزش بهینه، عدم حضور یا حضور عملگر max بر روی اعمال است. حضور آن منعکس‌کننده این است که هرگاه عامل بتواند عمل خود را انتخاب کند، برای عمل بهینه، باید هر عملی را که منجر به بالاترین ارزش می‌شود انتخاب کند.

۴-۱-۸ تابع مزیت

گاهی در یادگیری تقویتی، نیازی به توصیف میزان خوبی یک عمل به صورت مطلق نیست، بلکه تنها می‌خواهیم بدانیم که چه مقدار بهتر از سایر اعمال به‌طور متوسط است. به عبارت دیگر، مزیت نسبی آن عمل مورد بررسی قرار می‌گیرد. این مفهوم با تابع مزیت[۲۷] توضیح داده می‌شود.

تابع مزیت $A^\pi(s,a)$ که مربوط به سیاست π است، توصیف می‌کند که انجام یک عمل خاص a در حالت s چقدر بهتر از انتخاب تصادفی یک عمل بر اساس $\pi(\cdot|s)$ است، با فرض اینکه شما برای همیشه پس از آن مطابق با π عمل می‌کنید. به صورت ریاضی، تابع مزیت به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$A^\pi(s,a) = Q^\pi(s,a) - V^\pi(s)$$

که در آن $A^\pi(s,a)$ تابع مزیت برای عمل a در حالت s است. $Q^\pi(s,a)$ تابع ارزش عمل a در حالت s تحت سیاست π است و $V^\pi(s)$ تابع ارزش حالت s تحت سیاست π است. این تابع مزیت نشان می‌دهد که انجام عمل a در حالت s نسبت به میانگین اعمال تحت سیاست π چقدر مزیت دارد. اگر $A^\pi(s,a)$ مثبت باشد، نشان‌دهنده این است که عمل a بهتر از میانگین اعمال است و اگر منفی باشد، نشان‌دهنده کمتربودن عملکرد آن نسبت به میانگین است.

[27] Advantage Function

۴-۲ عامل گرادیان سیاست عمیق قطعی

گرادیان سیاست عمیق قطعی[۲۸] الگوریتمی است که همزمان یک تابع Q و یک سیاست را یاد می‌گیرد. این الگوریتم برای یادگیری تابع Q از داده‌های غیرسیاست محور[۲۹] و معادله بلمن استفاده می‌کند. این الگوریتم برای یادگیری سیاست نیز از تابع Q استفاده می‌کند.

این رویکرد وابستگی نزدیکی به یادگیری Q دارد. اگر تابع ارزش-عمل بهینه مشخص باشد، در هر حالت داده‌شده عمل بهینه را می‌توان با حل معادله (۴-۱۷) به دست آورد.

$$a^*(s) = \arg\max_a Q^*(s,a) \tag{۴-۱۷}$$

الگوریتم DDPG ترکیبی از یادگیری تقریبی برای $Q^*(s,a)$ و یادگیری تقریبی برای $a^*(s)$ است و به‌صورتی طراحی شده‌است که برای محیط‌هایی با فضاهای عمل پیوسته مناسب باشد. آنچه این الگوریتم را برای فضای عمل پیوسته مناسب می‌کند، روش محاسبه $a^*(s)$ است. فرض می‌شود که تابع $Q^*(s,a)$ نسبت به آرگومان عمل مشتق‌پذیر است. مشتق‌پذیری این امکان را می‌دهد که یک روش یادگیری مبتنی بر گرادیان برای سیاست $\mu(s)$ استفاده شود. سپس، به‌جای اجرای یک بهینه‌سازی زمان‌بر در هر بار محاسبه $\max_a Q(s,a)$، می‌توان آن را با رابطه $\max_a Q(s,a) \approx Q(s,\mu(s))$ تقریب زد.

۴-۲-۱ یادگیری Q در DDPG

معادله بلمن که تابع ارزش عمل بهینه $(Q^*(s,a))$ را توصیف می‌کند، در پایین آورده شده‌است.

$$Q^*(s,a) = r(s,a) + \underset{s'\sim P}{\mathrm{E}}\left[\gamma \max_{a'} Q^*(s',a')\right] \tag{۴-۱۸}$$

عبارت $s' \sim P$ به این معنی است که وضعیت بعدی یعنی s' از توزیع احتمال $P(\cdot|s,a)$ نمونه گرفته می‌شود. در معادله بلمن نقطه شروع برای یادگیری $Q^*(s,a)$ یک مقداردهی تقریبی است. پارامترهای شبکه عصبی $Q_\phi(s,a)$ با علامت ϕ نشان داده شده‌است. مجموعه $\mathcal{D}$ شامل اطلاعات جمع‌آوری شده تغییر از یک حالت به حالت دیگر (s,a,r,s',d) (که d نشان می‌دهد که آیا وضعیت s' پایانی است یا خیر) است. در بهینه‌سازی از تابع خطای میانگین مربعات بلمن[۳۰] (MSBE) استفاده شده‌است که معیاری برای نزدیکی Q_ϕ به حالت بهینه برای برآورده کردن معادله بلمن است.

[28]Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG)
[29]Off-Policy
[30]Mean Squared Bellman Error

$$L(\phi, \mathcal{D}) = \underset{(s,a,r,s',d)\sim\mathcal{D}}{\mathrm{E}} \left[\left(Q_\phi(s,a) - \left(r + \gamma(1-d) \max_{a'} Q_\phi(s',a') \right) \right)^2 \right] \qquad (۱۹-۴)$$

در الگوریتم DDPG دو ترفند برای عمکرد بهتر استفاده شده‌است که در ادامه به بررسی آن پرداخته شده‌است.

- بافرهای تکرار بازی

الگوریتم‌های یادگیری تقویتی جهت آموزش یک شبکه عصبی عمیق برای تقریب $Q^*(s,a)$ از بافرهای تکرار بازی[۳۱] تجربه‌شده استفاده می‌کنند. این مجموعه $\mathcal{D}$ شامل تجربیات قبلی عامل است. برای داشتن رفتار پایدار در الگوریتم، بافر تکرار بازی باید به اندازه کافی بزرگ باشد تا شامل یک دامنه گسترده از تجربیات شود. انتخاب داده‌های بافر به دقت انجام شده‌است چرا که اگر فقط از داده‌های بسیار جدید استفاده شود، بیش‌برازش[۳۲] رخ می‌دهید و اگر از تجربه بیش از حد استفاده شود، ممکن است فرآیند یادگیری کند شود.

- شبکه‌های هدف

الگوریتم‌های یادگیری Q از شبکه‌های هدف استفاده می‌کنند. اصطلاح زیر به‌عنوان هدف شناخته می‌شود.

$$r + \gamma(1-d) \max_{a'} Q_\phi(s',a') \qquad (۲۰-۴)$$

در هنگام کمینه کردن تابع خطای میانگین مربعات بلمن، سعی شده‌است تا تابع Q شبیه‌تر به هدف یعنی رابطه (۴-۲۰) شود. اما مشکل این است که هدف بستگی به پارامترهای در حال آموزش ϕ دارد. این باعث ایجاد ناپایداری در کمینه کردن تابع خطای میانگین مربعات بلمن می‌شود. راه حل آن استفاده از یک مجموعه پارامترهایی است که با تأخیر زمانی به ϕ نزدیک می‌شوند. به عبارت دیگر، یک شبکه دوم ایجاد می‌شود که به آن شبکه هدف گفته می‌شود. شبکه هدف پارامترهای شبکه اول را با تاخیر دنبال می‌کند. پارامترهای شبکه هدف با نشان ϕ_{targ} نشان داده می‌شوند. در الگوریتم DDPG، شبکه هدف در هر به‌روزرسانی شبکه اصلی، با میانگین‌گیری پولیاک[۳۳] به‌صورت زیر به‌روزرسانی می‌شود.

$$\phi_{\text{targ}} \leftarrow \rho\phi_{\text{targ}} + (1-\rho)\phi \qquad (۲۱-۴)$$

در رابطه بالا ρ یک ابرپارامتر[۳۴] است که بین صفر و یک انتخاب می‌شود. در این پژوهش این مقدار نزدیک به یک درنظر گرفته شده‌است.

[31] Replay Buffers
[32] Overfit
[33] Polyak Averaging
[34] Hyperparameter

الگوریتم DDPG نیاز به یک شبکه سیاست هدف ($\mu_{\theta_{\text{targ}}}$) برای محاسبه عمل‌هایی که به‌طور تقریبی بیشینه $Q_{\phi_{\text{targ}}}$ را حاصل کند، را دارد. برای رسیدن به این شبکه سیاست هدف از همان روشی که تابع Q به دست می‌آید یعنی با میانگین‌گیری پولیاک از پارامترهای سیاست در طول زمان آموزش استفاده می‌شود.

با درنظرگرفتن موارد اشاره‌شده، یادگیری Q در DDPG با کمینه‌کردن تابع خطای میانگین مربعات بلمن (MSBE) یعنی معادله (۴-۲۲) با استفاده از کاهش گرادیان تصادفی[۳۵] انجام می‌شود.

$$L(\phi, \mathcal{D}) = \underset{(s,a,r,s',d)\sim\mathcal{D}}{\mathrm{E}}\left[\left(Q_\phi(s,a) - \left(r + \gamma(1-d)Q_{\phi_{\text{targ}}}(s', \mu_{\theta_{\text{targ}}}(s'))\right)\right)^2\right] \qquad (۴-۲۲)$$

۴-۲-۲ سیاست در DDPG

در این بخش یک سیاست تعیین‌شده $\mu_\theta(s)$ یاد گرفته می‌شود تا عملی را انجام می‌دهد که بیشینه $Q_\phi(s,a)$ رخ دهد. از آنجا که فضای عمل پیوسته است و فرض شده‌است که تابع Q نسبت به عمل مشتق‌پذیر است، رابطه زیر با استفاده از صعود گرادیان[۳۶] (تنها نسبت به پارامترهای سیاست) بیشینه می‌شود.

$$\max_\theta \underset{s\sim\mathcal{D}}{\mathrm{E}}\left[Q_\phi(s, \mu_\theta(s))\right] \qquad (۴-۲۳)$$

۴-۲-۳ اکتشاف و بهره‌برداری در DDPG

برای بهبود اکتشاف[۳۷] در سیاست‌های DDPG، در زمان آموزش نویز به عمل‌ها اضافه می‌شود. نویسندگان مقاله DDPG [۵۷] توصیه کرده‌اند که نویز OU[۳۸] با همبندی زمانی[۳۹] اضافه شود. در زمان بهره‌برداری[۴۰] سیاست، از آنچه یاد گرفته است، نویز به عمل‌ها اضافه نمی‌شود.

۴-۲-۴ شبه‌کد DDPG

در این بخش، شبه‌کد الگوریتم DDPG پیاده‌سازی‌شده آورده شده‌است. در این پژوهش الگوریتم ۱ در محیط پایتون با استفاده از کتابخانه TensorFlow [۵۸] پیاده‌سازی شده‌است.

[35] Stochastic Gradient Descent
[36] Gradient Ascent
[37] Exploration
[38] Ornstein–Uhlenbeck
[39] Time-Correlated
[40] Exploitation

الگوریتم ۱ گرادیان سیاست عمیق قطعی

ورودی: پارامترهای اولیه سیاست (θ)، پارامترهای تابع Q (ϕ)، بافر تکرار بازی خالی ($\mathcal{D}$)

۱: پارامترهای هدف را برابر با پارامترهای اصلی قرار دهید $\theta_{\text{targ}} \leftarrow \theta$، $\phi_{\text{targ}} \leftarrow \phi$

۲: تا وقتی همگرایی رخ دهد:

۳: وضعیت s را مشاهده کرده و عمل $a = \text{clip}(\mu_\theta(s) + \epsilon, a_{\text{Low}}, a_{\text{High}})$ را انتخاب کنید به‌طوری که $\epsilon \sim \mathcal{N}$ است.

۴: عمل a را در محیط اجرا کنید.

۵: وضعیت بعدی s'، پاداش r و سیگنال پایان d را مشاهده کنید تا نشان دهد آیا s' پایانی است یا خیر.

۶: اگر s' پایانی است، وضعیت محیط را بازنشانی کنید.

۷: اگر زمان به‌روزرسانی فرا رسیده است:

۸: به ازای هر تعداد به‌روزرسانی:

۹: یک دسته تصادفی گذر از یک حالت به حالت دیگر، $B = \{(s, a, r, s', d)\}$، از $\mathcal{D}$ نمونه‌گیری شود.

۱۰: هدف را محاسبه کنید:

$$y(r, s', d) = r + \gamma(1 - d) Q_{\phi_{\text{targ}}}(s', \mu_{\theta_{\text{targ}}}(s'))$$

۱۱: تابع Q را با یک مرحله از نزول گرادیان با استفاده از رابطه زیر به‌روزرسانی کنید:

$$\nabla_\phi \frac{1}{|B|} \sum_{(s,a,r,s',d) \in B} \left(Q_\phi(s, a) - y(r, s', d)\right)^2$$

۱۲: سیاست را با یک مرحله از صعود گرادیان با استفاده از رابطه زیر به‌روزرسانی کنید:

$$\nabla_\theta \frac{1}{|B|} \sum_{s \in B} Q_\phi(s, \mu_\theta(s))$$

۱۳: شبکه‌های هدف را با استفاده از معادلات زیر به‌روزرسانی کنید:

$$\phi_{\text{targ}} \leftarrow \rho \phi_{\text{targ}} + (1 - \rho)\phi$$

$$\theta_{\text{targ}} \leftarrow \rho \theta_{\text{targ}} + (1 - \rho)\theta$$

۴-۳ عامل گرادیان سیاست عمیق قطعی تاخیری دوگانه

عامل گرادیان سیاست عمیق قطعی تاخیری دوگانه[41] یکی از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی است که برای حل مسائل کنترل در محیط‌های پیوسته طراحی شده‌است. این الگوریتم بر اساس الگوریتم DDPG توسعه یافته و با استفاده از تکنیک‌های مختلف، پایداری و کارایی یادگیری را بهبود می‌بخشد. در حالی که DDPG گاهی اوقات می‌تواند عملکرد بسیار خوبی داشته باشد، اما اغلب نسبت به ابرپارامترها و سایر انواع تنظیمات یادگیری حساس است. یک حالت رایج شکستِ عامل DDPG در یادگیری این است که تابع Q یادگرفته‌شده شروع به بیش‌برآورد مقادیر Q می‌کند که منجر به واگرایی سیاست می‌شود. واگرایی به این دلیل رخ می‌دهد که در فرآیند یادگیری سیاست از تخمین تابع Q استفاده می‌شود که افزایش خطای تابع Q منجر به ناپایداری در یادگیری سیاست می‌شود.

الگوریتم (Twin Delayed DDPG) TD3 از دو ترفند زیر جهت بهبود مشکلات اشاره‌شده استفاده می‌کند.

- یادگیری دوگانه‌ی محدودشده[42]: الگوریتم TD3 به جای یک تابع Q، دو تابع Q_{ϕ_1} و Q_{ϕ_2} را یاد می‌گیرد (از این رو دوگانه[43] نامیده می‌شود) و از کوچک‌ترین مقدار این دو Q_{ϕ_1} و Q_{ϕ_2} در تابع بلمن استفاده می‌شود. نحوه محاسبه هدف بر اساس دو تابع Q اشاره‌شده در رابطه (۴-۲۴) آورده شده‌است.

$$y(r, s', d) = r + \gamma(1-d) \min_{i=1,2} Q_{\phi_{i,\text{targ}}}(s', a'(s')) \tag{۴-۲۴}$$

سپس، در هر دو تابع Q_{ϕ_1} و Q_{ϕ_2} یادگیری انجام می‌شود.

$$L(\phi_1, \mathcal{D}) = \underset{(s,a,r,s',d)\sim\mathcal{D}}{\mathrm{E}} \left(Q_{\phi_1}(s,a) - y(r,s',d) \right)^2 \tag{۴-۲۵}$$

$$L(\phi_2, \mathcal{D}) = \underset{(s,a,r,s',d)\sim\mathcal{D}}{\mathrm{E}} \left(Q_{\phi_2}(s,a) - y(r,s',d) \right)^2 \tag{۴-۲۶}$$

- به‌روزرسانی‌های تاخیری سیاست[44]: الگوریتم TD3 سیاست را با تاخیر بیشتری نسبت به تابع Q به‌روزرسانی می‌کند. در مرجع [۵۹] توصیه شده‌است که برای هر دو به‌روزرسانی تابع Q، یک به‌روزرسانی سیاست انجام شود.

[41] Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient (TD3)
[42] Clipped Double-Q Learning
[43] twin
[44] Delayed Policy Updates

این دو ترفند منجر به بهبود قابل توجه عملکرد TD3 نسبت به DDPG پایه می‌شوند. در نهایت سیاست با بیشینه‌کردن Q_{ϕ_1} آموخته می‌شود:

$$\max_{\theta} \underset{s\sim\mathcal{D}}{\mathrm{E}}[Q_{\phi_1}(s,\mu_\theta(s))] \tag{۴-۲۷}$$

۴-۳-۱ اکتشاف و بهره‌برداری در TD3

الگوریتم TD3 یک سیاست قطعی را به‌صورت غیرسیاست‌محور آموزش می‌دهد. از آنجایی که سیاست قطعی است، در ابتدا عامل تنوع کافی از اعمال را برای یافتن روش‌های مفید امتحان نمی‌کند. برای بهبود اکتشاف سیاست‌های TD3، در زمان آموزش نویز به عمل‌ها اضافه می‌شود. در این پژوهش، نویز گاوسی با میانگین صفر بدون هم‌بندی زمانی اعمال شده‌است. شدت نویز جهت بهره‌برداری بهتر در طول زمان کاهش می‌یابد.

۴-۳-۲ شبه‌کد TD3

در این بخش الگوریتم TD3 پیاده‌سازی شده آورده شده‌است. در این پژوهش الگوریتم ۴ در محیط پایتون با استفاده از کتابخانه PyTorch [۶۰] پیاده‌سازی شده‌است.

الگوریتم ۲ عامل گرادیان سیاست عمیق قطعی تاخیری دوگانه

ورودی: پارامترهای اولیه سیاست (θ)، پارامترهای تابع Q (ϕ_1, ϕ_2)، بافر بازی خالی ($\mathcal{D}$)

پارامترهای هدف را برابر با پارامترهای اصلی قرار دهید $\theta_{\text{targ}} \leftarrow \theta$، $\phi_{\text{targ},1} \leftarrow \phi_1$، $\phi_{\text{targ},2} \leftarrow \phi_2$

تا وقتی همگرایی رخ دهد:

وضعیت (s) را مشاهده کرده و عمل $a = \text{clip}(\mu_\theta(s) + \epsilon, a_{\text{Low}}, a_{\text{High}})$ را انتخاب کنید، به‌طوری که $\epsilon \sim \mathcal{N}$ است.

عمل a را در محیط اجرا کنید.

وضعیت بعدی s'، پاداش r و سیگنال پایان d را مشاهده کنید تا نشان دهد آیا s' پایانی است یا خیر.

اگر s' پایانی است، وضعیت محیط را بازنشانی کنید.

اگر زمان به‌روزرسانی فرا رسیده است:

به ازای j در هر تعداد به‌روزرسانی:

یک دسته تصادفی گذر از یک حالت به حالت دیگر، $B = \{(s, a, r, s', d)\}$، از $\mathcal{D}$ نمونه‌گیری شود.

هدف را محاسبه کنید:

$$y(r, s', d) = r + \gamma(1 - d) \min_{i=1,2} Q_{\phi_{\text{targ},i}}(s', a'(s'))$$

تابع Q را با یک مرحله از نزول گرادیان با استفاده از رابطه زیر به‌روزرسانی کنید:

$$\nabla_{\phi_i} \frac{1}{|B|} \sum_{(s,a,r,s',d) \in B} \left(Q_{\phi_i}(s, a) - y(r, s', d)\right)^2 \quad \text{for } i = 1, 2$$

اگر باقیمانده j بر تاخیر سیاست برابر 0 باشد :

سیاست را با یک مرحله از صعود گرادیان با استفاده از رابطه زیر به‌روزرسانی کنید:

$$\nabla_\theta \frac{1}{|B|} \sum_{s \in B} Q_{\phi_1}(s, \mu_\theta(s))$$

شبکه‌های هدف را با استفاده از معادلات زیر به‌روزرسانی کنید:

$$\phi_{\text{targ},i} \leftarrow \rho \phi_{\text{targ},i} + (1 - \rho)\phi_i \quad \text{for } i = 1, 2$$

$$\theta_{\text{targ}} \leftarrow \rho \theta_{\text{targ}} + (1 - \rho)\theta$$

۴-۴ عامل عملگر نقاد نرم

عملگرد نقاد نرم[۴۵] الگوریتمی است که یک سیاست تصادفی را به‌صورت غیرسیاست‌محور بهینه می‌کند و پلی بین بهینه‌سازی سیاست تصادفی و رویکردهای غیرسیاست‌محور مانند DDPG ایجاد می‌کند. این الگوریتم جانشین مستقیم TD3 نیست (زیرا تقریباً همزمان منتشر شده‌است)؛ اما، ترفند یادگیری دوگانه محدودشده را در خود جای داده است و به‌دلیل سیاست تصادفی SAC، از روشی به نام صاف‌کردن سیاست هدف[۴۶] استفاده شده‌است. یکی از ویژگی های اصلی SAC، تنظیم آنتروپی است. آنتروپی معیاری از تصادفی‌بودن انتخاب عمل در سیاست است. آموزش سیاست در جهت تعادل بهینه بین آنتروپی و بیشنه‌سازی بازده مورد انتظار است. این شرایط ارتباط نزدیکی با تعادل اکتشاف–بهره‌برداری دارد. افزایش آنتروپی منجر به اکتشاف بیشتر می‌شود که می‌تواند یادگیری را در مراحل بعدی تسریع کند. همچنین، می‌تواند از همگرایی زودهنگام سیاست به یک بهینه محلی بد جلوگیری کند. برای توضیح SAC، ابتدا باید به بررسی یادگیری تقویتی تنظیم‌شده با آنتروپی[۴۷] پرداخته شود. در RL تنظیم‌شده با آنتروپی، روابط تابع ارزش کمی متفاوت است.

۴-۴-۱ یادگیری تقویتی تنظیم‌شده با آنتروپی

آنتروپی معیاری برای سنجش میزان عدم قطعیت یا تصادفی بودن یک متغیر تصادفی یا توزیع احتمال آن است. به عبارت دقیق‌تر، آنتروپی برای یک توزیع احتمال، میانگین اطلاعات حاصل از نمونه‌برداری از آن توزیع را اندازه‌گیری می‌کند. در زمینه یادگیری تقویتی، تنظیم با آنتروپی تکنیکی است که با افزودن یک ترم متناسب با آنتروپی سیاست به تابع هدف، عامل را تشویق به اکتشاف بیشتر و اتخاذ سیاست‌های تصادفی‌تر می‌کند. این امر می‌تواند به بهبود پایداری فرآیند یادگیری و جلوگیری از همگرایی زودهنگام به بهینه‌های محلی کمک کند.

فرض کنید X یک متغیر تصادفی پیوسته با تابع چگالی احتمال $p(x)$ باشد. آنتروپی $H(X)$ این متغیر تصادفی به صورت امید ریاضی لگاریتم منفی چگالی احتمال آن تعریف می‌شود:

$$H(X) = \mathrm{E}_{x\sim p}\left[-\log p(x)\right] \qquad (۴-۲۸)$$

۴-۴-۲ سیاست در SAC

در یادگیری تقویتی تنظیم‌شده با آنتروپی، عامل در هر مرحله زمانی متناسب با آنتروپی سیاست در آن مرحله زمانی پاداش دریافت می‌کند. بر اساس توضیحات اشاره شده روابط یادگیری تقویتی به‌صورت زیر می‌شود.

[45] Soft Actor Critic (SAC)
[46] Target Policy Smoothing
[47] Entropy-Regularized Reinforcement Learning

$$\pi^* = \arg\max_{\pi} \mathop{\mathrm{E}}_{\tau\sim\pi} \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t \Big(R(s_t, a_t, s_{t+1}) + \alpha H\left(\pi(\cdot|s_t)\right) \Big) \tag{۲۹-۴}$$

که در آن ($\alpha > 0$) ضریب مبادله[۴۸] است.

۴-۴-۳ تابع ارزش در SAC

اکنون می‌توان تابع ارزش کمی متفاوت را بر اساس این مفهوم تعریف کرد. V^π به گونه‌ای تغییر می‌کند که پاداش‌های آنتروپی را از هر مرحله زمانی شامل می‌شود.

$$V^\pi(s) = \mathop{\mathrm{E}}_{\tau\sim\pi} \left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t \Big(R(s_t, a_t, s_{t+1}) + \alpha H\left(\pi(\cdot|s_t)\right) \Big) \middle| s_0 = s \right] \tag{۳۰-۴}$$

۴-۴-۴ تابع Q در SAC

تابع Q^π به گونه ای تغییر می‌کند که پاداش های آنتروپی را از هر مرحله زمانی به جز مرحله اول شامل می‌شود.

$$Q^\pi(s,a) = \mathop{\mathrm{E}}_{\tau\sim\pi} \left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(s_t, a_t, s_{t+1}) + \alpha \sum_{t=1}^{\infty} \gamma^t H\left(\pi(\cdot|s_t)\right) \middle| s_0 = s, a_0 = a \right] \tag{۳۱-۴}$$

با این تعاریف رابطه $V^{\pi'}$ و Q^π به‌صورت زیر است.

$$V^\pi(s) = \mathop{\mathrm{E}}_{a\sim\pi} \left[Q^\pi(s,a)\right] + \alpha H\left(\pi(\cdot|s)\right) \tag{۳۲-۴}$$

۴-۴-۵ معادله بلمن در SAC

معادله بلمن در حالت تنظیم‌شده با آنتروپی به‌صورت زیر ارائه می‌شود.

$$Q^\pi(s,a) = \mathop{\mathrm{E}}_{\substack{s'\sim P \\ a'\sim\pi}} \left[R(s,a,s') + \gamma\left(Q^\pi(s',a') + \alpha H\left(\pi(\cdot|s')\right)\right)\right] \tag{۳۳-۴}$$

$$= \mathop{\mathrm{E}}_{s'\sim P} \left[R(s,a,s') + \gamma V^\pi(s')\right] \tag{۳۴-۴}$$

[48] Trade-Off

۴-۴-۶ یادگیری Q

با درنظرگرفتن موارد اشاره‌شده، یادگیری Q در SAC با کمینه‌کردن تابع خطای میانگین مربعات بلمن (MSBE) یعنی معادله (۴-۳۵) با استفاده از کاهش گرادیان انجام می‌شود.

$$L(\phi_i, \mathcal{D}) = \underset{(s,a,r,s',d)\sim\mathcal{D}}{\mathrm{E}} \left[\left(Q_{\phi_i}(s,a) - y(r,s',d) \right)^2 \right] \qquad (۴-۳۵)$$

در معادله (۴-۳۵) تابع هدف برای روش یادگیری تقویتی SAC به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$y(r,s',d) = r + \gamma(1-d)\left(\min_{j=1,2} Q_{\phi_{\text{targ},j}}(s',\tilde{a}') - \alpha \log \pi_\theta(\tilde{a}'|s') \right), \qquad \tilde{a}' \sim \pi_\theta(\cdot|s') \qquad (۴-۳۶)$$

نماد عمل بعدی را به جای a' به $\tilde{a}'$ تغییر داده شده تا مشخص شود که عمل‌های بعدی باید از آخرین سیاست نمونه‌برداری شوند در حالی که r و s باید از بافر تکرار بازی آمده باشند.

۴-۴-۷ سیاست در SAC

سیاست باید در هر وضعیت برای به حداکثر رساندن بازگشت مورد انتظار آینده به همراه آنتروپی مورد انتظار آینده عمل کند. یعنی باید $V^\pi(s)$ را به حداکثر برساند، بسط تابع ارزش در ادامه آمده است.

$$V^\pi(s) = \underset{a\sim\pi}{\mathrm{E}}\left[Q^\pi(s,a)\right] + \alpha H\left(\pi(\cdot|s)\right) \qquad (۴-۳۷)$$

$$= \underset{a\sim\pi}{\mathrm{E}}\left[Q^\pi(s,a) - \alpha \log \pi(a|s)\right] \qquad (۴-۳۸)$$

در بهینه‌سازی سیاست از ترفند پارامترسازی مجدد[۴۹] استفاده می‌شود، که در آن نمونه ای از $\pi_\theta(\cdot|s)$ با محاسبه یک تابع قطعی از وضعیت، پارامترهای سیاست و نویز مستقل استخراج می‌شود. در این پژوهش مانند نویسندگان مقاله SAC [۶۱]، از یک سیاست گاوسی فشرده[۵۰] استفاده شده‌است. بر اساس این روش نمونه‌ها مطابق با رابطه زیر بدست می‌آیند:

$$\tilde{a}_\theta(s,\xi) = \tanh\left(\mu_\theta(s) + \sigma_\theta(s) \odot \xi\right), \qquad \xi \sim \mathcal{N} \qquad (۴-۳۹)$$

در رابطه بالا $\odot$ نماد ضرب داخلی است. تابع tanh در سیاست SAC تضمین می‌کند که اعمال در یک محدوده متناهی محدود شوند. این مورد در سیاست‌های VPG، TRPO و PPO وجود ندارد. همچنین اعمال این تابع توزیع را از حالت گاوسی تغییر می‌دهد.

[49] Reparameterization
[50] Squashed Gaussian Policy

در الگوریتم SAC با استفاده از ترفند پارامتری‌سازی مجدد، عمل‌ها از یک توزیع نرمال به‌وسیله نویز تصادفی تولید شده و به این ترتیب امکان محاسبه مشتق‌ها به‌طور مستقیم از طریق تابع توزیع فراهم می‌شود، که باعث ثبات و کارایی بیشتر در آموزش می‌شود. اما در حالت بدون پارامتری‌سازی مجدد، عمل‌ها مستقیماً از توزیع سیاست نمونه‌برداری می‌شوند و محاسبه گرادیان نیازمند استفاده از ترفند نسبت احتمال[51] است که معمولاً باعث افزایش واریانس و ناپایداری در آموزش می‌شود.

$$\underset{a\sim\pi_\theta}{\mathrm{E}}\left[Q^{\pi_\theta}(s,a)-\alpha\log\pi_\theta(a|s)\right]=\underset{\xi\sim\mathcal{N}}{\mathrm{E}}\left[Q^{\pi_\theta}(s,\tilde{a}_\theta(s,\xi))-\alpha\log\pi_\theta(\tilde{a}_\theta(s,\xi)|s)\right] \tag{۴-۴۰}$$

برای به‌دست آوردن تابع هزینه سیاست، گام نهایی این است که باید Q^{π_θ} را با یکی از تخمین‌زننده‌های تابع خود جایگزین کنیم. برخلاف TD3 که از Q_{ϕ_1} (فقط اولین تخمین‌زننده Q) استفاده می‌کند، SAC از $\min_{j=1,2} Q_{\phi_j}$ (کمینه‌ی دو تخمین‌زننده Q) استفاده می‌کند. بنابراین، سیاست طبق رابطه زیر بهینه می‌شود:

$$\max_\theta \underset{\substack{s\sim\mathcal{D}\\ \xi\sim\mathcal{N}}}{\mathrm{E}}\left[\min_{j=1,2} Q_{\phi_j}(s,\tilde{a}_\theta(s,\xi))-\alpha\log\pi_\theta(\tilde{a}_\theta(s,\xi)|s)\right] \tag{۴-۴۱}$$

که تقریباً مشابه بهینه‌سازی سیاست در DDPG و TD3 است، به جز ترفند min-double-Q، تصادفی‌بودن و عبارت آنتروپی.

۴-۴-۸ اکتشاف و بهره‌برداری در SAC

الگوریتم SAC یک سیاست تصادفی با تنظیم‌سازی آنتروپی آموزش می‌دهد و به صورت سیاست محور به اکتشاف می‌پردازد. ضریب تنظیم آنتروپی α به طور صریح تعادل بین اکتشاف و بهره‌برداری را کنترل می‌کند، به‌طوری‌که مقادیر بالاتر α به اکتشاف بیشتر و مقادیر پایین‌تر α به بهره‌برداری بیشتر منجر می‌شود. مقدار بهینه α (که به یادگیری پایدارتر و پاداش بالاتر منجر می‌شود) ممکن است در محیط‌های مختلف متفاوت باشد و نیاز به تنظیم دقیق داشته باشد. در زمان آزمایش، برای ارزیابی میزان بهره‌برداری سیاست از آنچه یاد گرفته است، تصادفی بودن را حذف کرده و از عمل میانگین به جای نمونه‌برداری از توزیع استفاده می‌کنیم. این روش معمولاً عملکرد را نسبت به سیاست تصادفی بهبود می‌بخشد.

[51] Likelihood Ratio Trick

۴-۴-۹ شبه‌کد SAC

در این بخش الگوریتم SAC پیاده‌سازی شده آورده شده‌است. در این پژوهش الگوریتم ۳ در محیط پایتون با استفاده از کتابخانه PyTorch [۶۰] پیاده‌سازی شده است.

الگوریتم ۳ عامل عملگرد نقاد نرم

ورودی: پارامترهای اولیه سیاست (θ)، پارامترهای تابع Q (ϕ_1, ϕ_2)، بافر بازی خالی ($\mathcal{D}$)

۱: پارامترهای هدف را برابر با پارامترهای اصلی قرار دهید $\theta_{\text{targ}} \leftarrow \theta$، $\phi_{\text{targ},1} \leftarrow \phi_1$، $\phi_{\text{targ},2} \leftarrow \phi_2$

۲: تا وقتی همگرایی رخ دهد:

۳: وضعیت (s) را مشاهده کرده و عمل $a \sim \pi_\theta(\cdot|s)$ را انتخاب کنید.

۴: عمل a را در محیط اجرا کنید.

۵: وضعیت بعدی s'، پاداش r و سیگنال پایان d را مشاهده کنید تا نشان دهد آیا s' پایانی است یا خیر.

۶: اگر s' پایانی است، وضعیت محیط را بازنشانی کنید.

۷: اگر زمان به‌روزرسانی فرا رسیده است:

۸: به ازای j در هر تعداد به‌روزرسانی:

۹: یک دسته تصادفی گذر از یک حالت به حالت دیگر، $B = \{(s, a, r, s', d)\}$، از $\mathcal{D}$ نمونه‌گیری شود.

۱۰: هدف را محاسبه کنید:

$$y(r, s', d) = r + \gamma(1 - d) \left(\min_{i=1,2} Q_{\phi_{\text{targ},i}}(s', \tilde{a}') - \alpha \log \pi_\theta(\tilde{a}'|s') \right), \quad \tilde{a}' \sim \pi_\theta(\cdot|s')$$

۱۱: تابع Q را با یک مرحله از نزول گرادیان با استفاده از رابطه زیر به‌روزرسانی کنید:

$$\nabla_{\phi_i} \frac{1}{|B|} \sum_{(s,a,r,s',d) \in B} \left(Q_{\phi_i}(s, a) - y(r, s', d)\right)^2 \quad \text{for } i = 1, 2$$

۱۲: سیاست را با یک مرحله از صعود گرادیان با استفاده از رابطه زیر به‌روزرسانی کنید:

$$\nabla_\theta \frac{1}{|B|} \sum_{s \in B} \left(\min_{i=1,2} Q_{\phi_i}(s, \tilde{a}_\theta(s)) - \alpha \log \pi_\theta\left(\tilde{a}_\theta(s) | \, s\right) \right)$$

۱۳: شبکه‌های هدف را با استفاده از معادلات زیر به‌روزرسانی کنید:

$$\phi_{\text{targ},i} \leftarrow \rho \phi_{\text{targ},i} + (1 - \rho)\phi_i \quad \text{for } i = 1, 2$$

۵-۴ عامل بهینه‌سازی سیاست مجاور

الگوریتم بهینه‌سازی سیاست مجاور[52] یک الگوریتم بهینه‌سازی سیاست مبتنی بر گرادیان است که برای حل مسائل کنترل مسئله‌های یادگیری تقویتی استفاده می‌شود. این الگوریتم از الگوریتم TRPO[53] الهام گرفته شده‌است و با اعمال تغییراتی بر روی آن، سرعت و کارایی آن را افزایش داده است. در این بخش به بررسی این الگوریتم و نحوه عملکرد آن می‌پردازیم. الگوریتم PPO همانند سایر الگوریتم‌های یادگیری تقویتی، به‌دنبال یافتن بهترین گام ممکن برای بهبود عملکرد سیاست با استفاده از داده‌های موجود است. این الگوریتم تلاش می‌کند تا از گام‌های بزرگ که می‌توانند منجر به افت ناگهانی عملکرد شوند، اجتناب کند. برخلاف روش‌های پیچیده‌تر مرتبه دوم مانند TRPO، PPO از مجموعه‌ای از روش‌های مرتبه اول ساده‌تر برای حفظ نزدیکی سیاست‌های جدید به سیاست‌های قبلی استفاده می‌کند. این سادگی در پیاده‌سازی، PPO را به روشی کارآمدتر تبدیل می‌کند، در حالی که از نظر تجربی نشان داده شده‌است که عملکردی حداقل به اندازه TRPO دارد. از جمله ویژگی‌های مهم این الگوریتم می‌توان به سیاست محور بودن آن اشاره کرد. این الگوریتم برای عامل‌های یادگیری تقویتی که سیاست‌های پیوسته و گسسته دارند، مناسب است.

الگوریتم PPO داری دو گونه اصلی PPO-Clip و PPO-Penalty است. در ادامه به بررسی هر یک از این دو گونه پرداخته شده‌است.

- روش **PPO-Penalty:** روش PPO-Penalty به‌دنبال حل تقریبی و به‌روزرسانی با محدودیت واگرایی کولباک–لیبلر[54] است، مشابه روشی که در الگوریتم TRPO استفاده شده‌است. با این حال، به جای اعمال یک محدودیت سخت[55]، PPO-Penalty واگرایی KL را در تابع هدف جریمه می‌کند. این جریمه به طور خودکار در طول آموزش تنظیم می‌شود تا از افت ناگهانی عملکرد جلوگیری کند.

- روش **PPO-Clip:** در این روش، هیچ عبارت واگرایی KL در تابع هدف وجود ندارد و هیچ محدودیتی اعمال نمی‌شود. در عوض، PPO-Clip از یک عملیات بریدن[56] خاص در تابع هدف استفاده می‌کند تا انگیزه سیاست جدید برای دور شدن از سیاست قبلی را از بین ببرد.

در این پژوهش از روش PPO-Clip برای آموزش عامل‌های یادگیری تقویتی استفاده شده‌است.

[52] Proximal Policy Optimization (PPO)
[53] Trust Region Policy Optimization
[54] Kullback-Leibler (KL) Divergence
[55] Hard Constraint
[56] Clipping

۴-۵-۱ سیاست در الگوریتم PPO

تابع سیاست در الگوریتم PPO به صورت یک شبکه عصبی پیاده‌سازی شده‌است. این شبکه عصبی ورودی‌های محیط را دریافت کرده و اقدامی را که باید عامل انجام دهد را تولید می‌کند. این شبکه عصبی می‌تواند شامل چندین لایه پنهان با توابع فعال‌سازی مختلف باشد. در این پژوهش از یک شبکه عصبی با سه لایه پنهان و تابع فعال‌سازی ReLu استفاده شده‌است. تابع سیاست در الگوریتم PPO به صورت زیر به‌روزرسانی می‌شود:

$$\theta_{k+1} = \arg\max_{\theta} \mathop{\mathrm{E}}_{s,a\sim\pi_{\theta_k}} \left[L(s,a,\theta_k,\theta)\right] \tag{۴-۴۲}$$

در این پژوهش برای به حداکثر رساندن تابع هدف، چندین گام بهینه‌سازی گرادیان کاهشی تصادفی[۵۷] اجرا شده‌است. در معادله بالا L به‌صورت زیر تعریف شده‌است:

$$L(s,a,\theta_k,\theta) = \min\left(\frac{\pi_\theta(a|s)}{\pi_{\theta_k}(a|s)}A^{\pi_{\theta_k}}(s,a),\ \ \mathbf{clip}\left(\frac{\pi_\theta(a|s)}{\pi_{\theta_k}(a|s)}, 1-\epsilon, 1+\epsilon\right)A^{\pi_{\theta_k}}(s,a)\right) \tag{۴-۴۳}$$

که در آن ϵ یک ابرپارامتر است که مقدار آن معمولا کوچک است. این ابرپارامتر مشخص می‌کند که چقدر اندازه گام بهینه‌سازی باید محدود شود. در این پژوهش مقدار $\epsilon = 0.2$ انتخاب شده‌است. جهت سادگی در پیاده‌سازی معادله (۴-۴۳) به معادله تغیر داده شده‌است.

$$L(s,a,\theta_k,\theta) = \min\left(\frac{\pi_\theta(a|s)}{\pi_{\theta_k}(a|s)}A^{\pi_{\theta_k}}(s,a),\ \ g(\epsilon, A^{\pi_{\theta_k}}(s,a))\right) \tag{۴-۴۴}$$

که تابع g به صورت زیر تعریف شده‌است.

$$g(\epsilon, A) = \begin{cases} (1+\epsilon)A & A \geqslant 0 \\ (1-\epsilon)A & A < 0 \end{cases} \tag{۴-۴۵}$$

در حالی که این نوع محدود کردن (PPO-Clip) تا حد زیادی به اطمینان از به‌روزرسانی‌های معقول سیاست کمک می‌کند، همچنان ممکن است سیاستی به‌دست آید که بیش از حد از سیاست قدیمی دور باشد. برای جلوگیری از این امر، پیاده‌سازی‌های مختلف PPO از مجموعه‌ای از ترفندها استفاده می‌کنند. در پیاده‌سازی این پژوهش، از روشی ساده به نام توقف زودهنگام[۵۸] استفاده شده‌است. اگر میانگین واگرایی کولباک–لیبلر (KL) خط‌مشی جدید از خط‌مشی قدیمی از یک آستانه فراتر رود، گام‌های گرادیان (بهینه‌سازی) را متوقف می‌شوند.

[57] Stochastic Gradient Descent (SGD)
[58] Early Stopping

۴-۵-۲ اکتشاف و بهره‌برداری در PPO

الگوریتم PPO از یک سیاست تصادفی به‌صورت سیاست‌محور برای آموزش استفاده می‌کند. این به این معنی است که اکتشاف محیط با نمونه‌گیری عمل‌ها بر اساس آخرین نسخه از این سیاست تصادفی انجام می‌شود. میزان تصادفی بودن انتخاب عمل به شرایط اولیه و فرآیند آموزش بستگی دارد.

در طول آموزش، سیاست به طور کلی به تدریج کمتر تصادفی می‌شود، زیرا قانون به‌روزرسانی آن را تشویق می‌کند تا از پاداش‌هایی که قبلاً پیدا کرده است، بهره‌برداری کند. البته این موضوع می‌تواند منجر به رسیدن سیاست به بهینه‌های محلی[۵۹] شود.

۴-۵-۳ شبه‌کد PPO

در این بخش الگوریتم PPO پیاده‌سازی شده آورده شده‌است. در این پژوهش الگوریتم ۴ در محیط پایتون با استفاده از کتابخانه PyTorch [۶۰] پیاده‌سازی شده است.

[59] Local Optima

الگوریتم ۴ بهینه‌سازی سیاست مجاور (PPO-Clip)

ورودی: پارامترهای اولیه سیاست (θ_0)، پارامترهای تابع ارزش (ϕ_0)

۱: به ازای ... $k = 0, 1, 2,$:

۲: مجموعه‌ای از مسیرها به نام $\mathcal{D}_k = \{\tau_i\}$ با اجرای سیاست $\pi_k = \pi(\theta_k)$ در محیط جمع‌آوری شود.

۳: پاداش‌های باقی‌مانده ($\hat{R}_t$) محاسبه شود.

۴: برآوردهای مزیت را محاسبه کنید، $\hat{A}_t$ (با استفاده از هر روش تخمین مزیت) بر اساس تابع ارزش فعلی V_{ϕ_k}.

۵: سیاست را با به حداکثر رساندن تابع هدف PPO-Clip به‌روزرسانی کنید:

$$\theta_{k+1} = \arg\max_{\theta} \frac{1}{|\mathcal{D}_k|T} \sum_{\tau\in\mathcal{D}_k} \sum_{t=0}^{T} \min\left(\frac{\pi_\theta(a_t|s_t)}{\pi_{\theta_k}(a_t|s_t)} A^{\pi_{\theta_k}}(s_t, a_t), \quad g(\epsilon, A^{\pi_{\theta_k}}(s_t, a_t))\right)$$

معمولاً از طریق گرادیان افزایشی تصادفی Adam.

۶: برازش تابع ارزش با رگرسیون بر روی میانگین مربعات خطا:

$$\phi_{k+1} = \arg\min_{\phi} \frac{1}{|\mathcal{D}_k|T} \sum_{\tau\in\mathcal{D}_k} \sum_{t=0}^{T} \left(V_\phi(s_t) - \hat{R}_t\right)^2$$

معمولاً از طریق برخی از الگوریتم‌های کاهشی گرادیان.

فصل ۵

شبیه‌سازی عامل درمحیط سه جسمی

در این فصل، فرآیند شبیه‌سازی عامل هوشمند کنترل‌کننده فضاپیما در محیط دینامیکی سه جسمی بررسی شده است. در بخش ۵-۱ به طراحی و در بخش ۵-۲ به شبیه‌سازی عامل هدایت‌کننده مبتنی بر یادگیری تقویتی است پرداخته شده است. این عامل طراحی و شبیه‌سازی شده باید توانایی این را داشته باشد که فضاپیما را به‌طور مؤثر به سمت اهداف تعیین‌شده هدایت کند، در حالی که محدودیت‌هایی نظیر مصرف سوخت و وجود اغتشاش دارد.

۵-۱ طراحی عامل

در این زیربخش، معماری عامل هوشمند کنترل‌کننده فضاپیما در محیط سه‌جسمی شرح داده شده است. این معماری شامل تعریف فضای حالت، عمل و تابع پاداش است.

۵-۱-۱ فضای حالت

فضای حالت[1] در این پژوهش به‌گونه‌ای طراحی شده است که وضعیت دینامیکی فضاپیما را نسبت به یک مسیر و سرعت مرجع مشخص می‌کند. این فضا شامل اختلاف‌های موقعیت و سرعت از مسیر و سرعت مرجع است و به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$S = \{\delta x, \delta y, \delta \dot{x}, \delta \dot{y}\}$$

که در آن:

[1] State Space

- $\delta x, \delta y$: اختلاف موقعیت فضاپیما نسبت به مسیر مرجع در محورهای x, y .

- $\delta \dot{x}, \delta \dot{y}$: اختلاف سرعت فضاپیما نسبت به سرعت مرجع در محورهای x, y .

هر یک از این متغیرها به‌طور مستقل وضعیت فضاپیما را در یک جهت خاص توصیف می‌کنند و امکان تحلیل دقیق انحرافات را فراهم می‌سازند. استفاده از اختلاف‌های موقعیت و سرعت به جای مقادیر مطلق، به دلایل زیر انجام شده است:

- **تمرکز بر انحرافات:** هدف اصلی سیستم کنترلی، کاهش انحرافات از مسیر و سرعت مطلوب است. با استفاده از اختلاف‌ها، کنترلر می‌تواند به طور مستقیم بر این انحرافات اثر بگذارد و نیازی به محاسبه مقادیر مطلق موقعیت و سرعت ندارد.

- **سازگاری با یادگیری تقویتی:** در الگوریتم‌های یادگیری تقویتی، فضاهای حالت مبتنی بر اختلاف معمولاً دامنه محدودتری دارند که فرآیند یادگیری را سریع‌تر و پایدارتر می‌کند.

۵-۱-۲ فضای عمل

فضای عمل[2] فضاپیما با پیشرانکم مجموعه‌ای از عمل‌های پیوسته است که فضاپیما می‌تواند در محیط شبیه‌سازی انجام دهد. این فضا به‌گونه‌ای طراحی شده که امکان اعمال نیرو در جهت‌های مشخص و با مقادیر متناسب با توان واقعی فضاپیماها فراهم شود. به‌طور خاص، فضای اقدام شامل موارد زیر است:

- **نیروی اعمال‌شده در جهت** x: این متغیر پیوسته، مقدار نیرویی را که در جهت محور x به فضاپیما وارد می‌شود، تعیین می‌کند. دامنه این نیرو بر اساس توان پیشرانه‌های موجود در فضاپیماهای واقعی انتخاب شده است. به عبارت دیگر، اگر حداکثر نیروی قابل اعمال در جهت x برابر با $f_{x,\max}$ باشد، این متغیر می‌تواند مقادیری در بازه $[-f_{x,\max}, f_{x,\max}]$ داشته باشد.

- **نیروی اعمال‌شده در جهت** y: این متغیر پیوسته، مقدار نیرویی را که در جهت محور y به فضاپیما وارد می‌شود، مشخص می‌کند. مشابه جهت x، دامنه این نیرو نیز بر اساس توان پیشرانه‌های موجود تعیین شده و می‌تواند در بازه $[-f_{y,\max}, f_{y,\max}]$ قرار گیرد.

انتخاب این نیروها بر اساس ویژگی‌های واقعی فضاپیماها، به‌ویژه توان و محدودیت‌های پیشرانه‌های آن‌ها، صورت گرفته است. این امر اطمینان می‌دهد که شبیه‌سازی تا حد ممکن به شرایط واقعی نزدیک باشد و نتایج

[2] Action Space

به‌دست‌آمده قابلیت تعمیم به کاربردهای عملی را داشته باشند. همچنین، تعریف فضای اقدام به‌صورت پیوسته، امکان کنترل دقیق و انعطاف‌پذیر بر حرکت فضاپیما را فراهم می‌کند، که برای دستیابی به اهداف کنترلی در محیط‌های دینامیکی پیچیده ضروری است. به‌طور خلاصه، فضای اقدام به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$a = \{f_x, f_y \mid f_x \in [-f_{x,\max}, f_{x,\max}],\ f_y \in [-f_{y,\max}, f_{y,\max}]\}$$

۳-۱-۵ تابع پاداش

تابع پاداش[۳] به‌منظور هدایت رفتار عامل طراحی شده و شامل دو مؤلفه اصلی است:

- **پاداش برای دستیابی به هدف:** تشویق عامل برای نزدیک شدن به مدار هدف.
- **جریمه برای مصرف سوخت:** تنبیه برای استفاده بیش از حد از پیشرانه.
- **جریمه برای انحراف از مسیر مرجع:** تنبیه برای خروج از مسیر مرجع.

تابع پاداش به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$r(s,a) = r_{\text{target}}(s) + r_{\text{thrust}}(a) + r_{\text{divergence}}(s)$$

که در آن مؤلفه‌های تابع پاداش به‌صورت زیر تعریف شده‌اند:

$$r_{\text{target}}(s) = -k_1 \cdot d(s, s_{\text{target}}) \tag{۵-۱}$$

$$r_{\text{thrust}}(a) = -k_2 \cdot |0a|0 \tag{۵-۲}$$

$$r_{\text{divergence}}(s) = \begin{cases} -k_3 & \text{if } d(s, s_{\text{reference}}) > \epsilon \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{۵-۳}$$

تابع $d(s,s')$ فاصله بین دو وضعیت s و s' را نشان می‌دهد که معمولاً به‌صورت فاصله اقلیدسی محاسبه می‌شود. ضرایب k_1, k_2, k_3 از طریق آزمایش و خطا تنظیم شده‌اند تا تعادل مناسبی بین دستیابی به هدف، بهینه‌سازی مصرف سوخت، و حفظ مسیر مرجع برقرار شود. علاوه بر این، این ضرایب تأثیر مستقیمی بر پایداری و فرآیند یادگیری عامل دارند. به‌عنوان مثال، انتخاب مقادیر بیش از حد بزرگ برای k_1 ممکن است باعث شود عامل به‌سرعت به سمت هدف حرکت کند اما پایداری مسیر را از دست بدهد، در حالی که مقادیر بزرگ k_3 می‌تواند عامل را بیش از حد محافظه‌کار کرده و فرآیند یادگیری را کند نماید. تنظیم دقیق این ضرایب، نه‌تنها عملکرد عامل را بهینه می‌کند، بلکه پایداری عددی و سرعت همگرایی الگوریتم یادگیری تقویتی را نیز تضمین می‌نماید.

[3] Reward Function

۵-۲ شبیه‌سازی عامل

در این زیربخش، فرآیند شبیه‌سازی و آموزش عامل با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی پیشرفته شرح داده می‌شود. الگوریتم‌های مورد استفاده، مراحل آموزش، و نتایج حاصل از شبیه‌سازی ارائه می‌گردند.

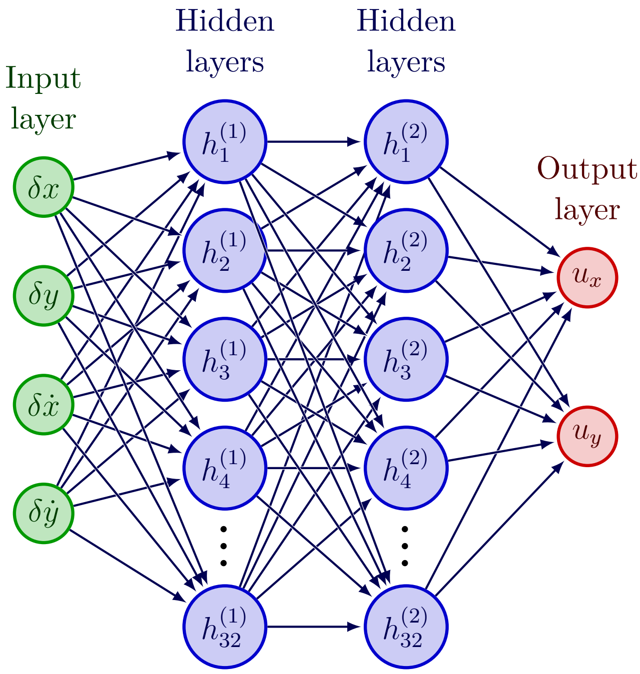
۵-۲-۱ پارامترهای یادگیری الگوریتم‌های مورد استفاده

برای آموزش عامل، الگوریتم‌های زیر به‌کار گرفته شده‌اند:

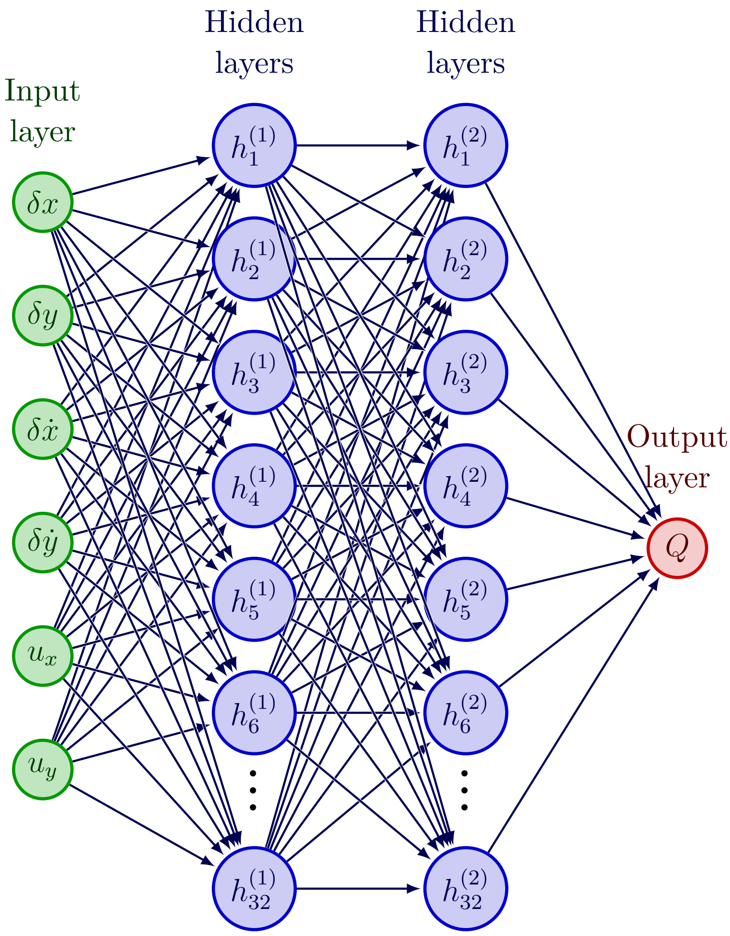
جدول ۵-۱: ویژگی‌های الگوریتم‌های مورد استفاده در شبیه‌سازی

الگوریتم	شبکه Actor		شبکه Critic		تعداد پارامترها
	لایه‌ها	نودها	لایه‌ها	نودها	
DDPG	3	$(2^8, 2^7, 2^6)$	3	$(2^8, 2^5)$	150×10^3
PPO	2	$(2^7, 2^6)$	2	$(2^7, 2^6)$	50×10^3
SAC	3	$(2^8, 2^7, 2^6)$	3	$(2^8, 2^7, 2^6)$	160×10^3
TD3	3	$(2^8, 2^7, 2^6)$	4	$(2^8, 2^7, 2^7, 2^6)$	200×10^3

این الگوریتم‌ها به دلیل توانایی در مدیریت فضاهای پیوسته و عملکرد مؤثر در محیط‌های پیچیده انتخاب شده‌اند. در شکل‌های ۵-۱ و ۵-۲ ساختار شبیه‌سازی شده شبکه عصبی عامل و نقاد آورده شده است.



شکل ۵-۱: ساختار شبکه عصبی عامل



شکل ۵-۲: ساختار شبکه عصبی نقاد

مقدار	نام پارامتر	مقدار	نام پارامتر
100	تعداد دوره‌های یادگیری	30 000	گام در هر دوره یادگیری
0.99	ضریب تنزیل (γ)	10^6	اندازه‌ی مخزنِ تجربه
10^{-3}	نرخِ یادگیریِ سیاست	0.995	ضریب میانگین پلیاک
1024	اندازه‌ی دسته	10^{-3}	نرخِ یادگیریِ Q
1 000	گام شروعِ به‌روزرسانی	5 000	گام شروعِ استفاده از سیاست
0.1	نویز عمل	2 000	فاصله‌ی به‌روزرسانی
Cuda	دستگاه	6 000	حداکثر طولِ رخداد
ReLU	تابع فعال‌سازی Actor	$(2^5, 2^5)$	اندازه شبکه‌ی Actor
ReLU	تابع فعال‌سازی Critic	$(2^5, 2^5)$	اندازه شبکه‌ی Critic

جدول ۵-۲: جدول پارامترها و مقادیر پیش‌فرض الگوریتم DDPG [۱]

مقدار	نام پارامتر	مقدار	نام پارامتر
100	تعداد دوره‌های یادگیری	30 000	گام در هر دوره یادگیری
0.99	ضریب تنزیل (γ)	10^6	اندازه‌ی مخزنِ تجربه
10^{-3}	نرخِ یادگیریِ سیاست	0.995	ضریب میانگین پلیاک
1024	اندازه‌ی دسته	10^{-3}	نرخِ یادگیریِ Q
1 000	گام شروعِ به‌روزرسانی	5 000	گام شروعِ استفاده از سیاست
0.1	نویز عمل	2 000	فاصله‌ی به‌روزرسانی
0.5	برش نویز	0.2	نویز هدف
30 000	حداکثر طولِ رخداد	2	تأخیر در به‌روزرسانی سیاست
ReLU	تابع فعال‌سازی Actor	$(2^5, 2^5)$	اندازه شبکه‌ی Actor
ReLU	تابع فعال‌سازی Critic	$(2^5, 2^5)$	اندازه شبکه‌ی Critic

جدول ۵-۳: جدول پارامترها و مقادیر پیش‌فرض الگوریتم TD3 [۱]

نام پارامتر	مقدار	نام پارامتر	مقدار
گام در هر دوره یادگیری	30 000	تعداد دوره‌های یادگیری	100
اندازه‌ی مخزنِ تجربه	10^6	ضریب تنزیل (γ)	0.99
ضریب میانگین پلیاک	0.995	نرخِ یادگیری	10^{-3}
نرخ دمای آلفا	0.2	اندازه‌ی دسته	1024
گام شروعِ استفاده از سیاست	5 000	گام شروعِ به‌روزرسانی	1 000
تعداد به‌روزرسانی در هر مرحله	10	فاصله‌ی به‌روزرسانی	2 000
تعداد اپیزودهای آزمون	10	حداکثر طولِ رخداد	30 000
اندازه شبکه‌ی Actor	$(2^5, 2^5)$	تابع فعال‌سازی Actor	ReLU
اندازه شبکه‌ی Critic	$(2^5, 2^5)$	تابع فعال‌سازی Critic	ReLU

جدول ۵-۴: جدول پارامترها و مقادیر پیش‌فرض الگوریتم SAC [۱]

نام پارامتر	مقدار	نام پارامتر	مقدار
گام در هر دوره یادگیری	30 000	تعداد دوره‌های یادگیری	100
ضریب تنزیل (γ)	0.99	ضریب برش ratio clip	0.2
نرخِ یادگیریِ سیاست	3×10^{-4}	نرخِ یادگیریِ تابع ارزش	10^{-3}
تعداد تکرار آموزش سیاست	80	تعداد تکرار آموزش ارزش	80
اندازه شبکه‌ی Actor	$(2^5, 2^5)$	تابع فعال‌سازی Actor	ReLU
اندازه شبکه‌ی Critic	$(2^5, 2^5)$	تابع فعال‌سازی Critic	ReLU

جدول ۵-۵: جدول پارامترها و مقادیر پیش‌فرض الگوریتم PPO [۱]

۵-۲-۲ فرآیند آموزش

آموزش عامل به‌صورت کلی در چند مرحله انجام شده است. ابتدا، کاوش اولیه در محیط با استفاده از یک سیاست تصادفی صورت گرفته و تجربه‌های اولیه جمع‌آوری شده‌اند. سپس، شبکه‌های عصبی الگوریتم‌ها با بهره‌گیری از این تجربه‌ها به‌روزرسانی شده‌اند. در نهایت، پارامترهای کلیدی مانند نرخ یادگیری و اندازه بافر تجربه تنظیم شده‌اند تا پایداری فرآیند تضمین شود.

برای پیاده‌سازی این فرآیند، از چارچوب PyTorch استفاده شده است. همچنین، به‌منظور جلوگیری از بیش‌برازش، تکنیک Noise Exploration به‌کار گرفته شده است. آموزش تا زمانی ادامه یافته که موفقیت عامل در بیش از ۹۰ درصد موارد به‌دست آمده باشد. در این راستا، برای بهینه‌سازی پارامترهای شبکه‌های

عصبی، از روش Backpropagation استفاده شده است. این روش بر اساس گرادیان تابع خطا نسبت به پارامترها عمل می‌کند که به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\frac{\partial L}{\partial w} = \frac{\partial L}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial w} \tag{۴-۵}$$

که در آن L تابع خطا، w وزن‌های شبکه، و y خروجی شبکه عصبی است. به‌روزرسانی وزن‌ها با استفاده از روش گرادیان نزولی انجام شده است:

$$w_{t+1} = w_t - \eta \cdot \frac{\partial L}{\partial w} \tag{۵-۵}$$

که η نرخ یادگیری است و به‌عنوان یک پارامتر کلیدی تنظیم شده است.

فصل ۶

یادگیری تقویتی چندعاملی

کاربردهای پیچیده در یادگیری تقویتی نیازمند اضافه کردن چندین عامل[1] برای انجام همزمان وظایف مختلف هستند. با این حال، افزایش تعداد عامل‌ها چالش‌هایی در مدیریت تعاملات میان آن‌ها به همراه دارد. در این فصل، بر اساس مسئله بهینه‌سازی برای هر عامل، مفهوم تعادل[2] معرفی شده تا رفتارهای توزیعی چندعاملی را تنظیم کند. رابطه رقابت میان عامل‌ها در سناریوهای مختلف تحلیل شده و آن‌ها با الگوریتم‌های معمول یادگیری تقویتی چندعاملی ترکیب شده‌اند. بر اساس انواع تعاملات، یک چارچوب نظریه بازی برای مدل‌سازی عمومی در سناریوهای چندعاملی استفاده شده است. با تحلیل بهینه‌سازی و وضعیت تعادل برای هر بخش از چارچوب، سیاست بهینه یادگیری تقویتی چندعاملی برای هر عامل بررسی شده است.

۶-۱ تعاریف و مفاهیم اساسی

یادگیری تقویتی چندعاملی[3] به بررسی چگونگی یادگیری و تصمیم‌گیری چندین عامل مستقل در یک محیط مشترک پرداخته می‌شود. برای تحلیل دقیق و درک بهتر این حوزه، اجزای اصلی آن شامل عامل، سیاست و مطلوبیت[4] در نظر گرفته می‌شوند که در ادامه به صورت مختصر و منسجم تشریح می‌گردند.

- عامل: یک موجودیت مستقل به عنوان عامل تعریف می‌شود که به صورت خودمختار با محیط تعامل کرده و بر اساس مشاهدات رفتار سایر عامل‌ها، سیاست‌هایش انتخاب می‌گردند تا سود حداکثر یا ضرر حداقل حاصل شود. در سناریوهای مورد بررسی، چندین عامل به صورت مستقل عمل می‌کنند؛ اما اگر

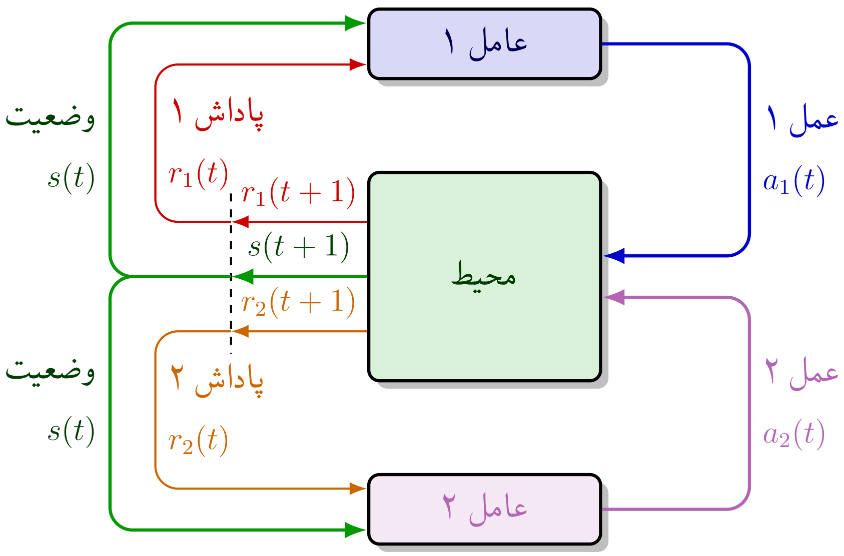
[1] Multi-Agent
[2] Equilibrium
[3] Multi-Agent Reinforcement Learning (MARL)
[4] Utility

تعداد عامل‌ها به یک کاهش یابد، MARL به یادگیری تقویتی معمولی تبدیل می‌شود.

- سیاست: برای هر عامل در MARL، سیاستی خاص در نظر گرفته می‌شود که به عنوان روشی برای انتخاب اقدامات بر اساس وضعیت محیط و رفتار سایر عامل‌ها تعریف می‌گردد. این سیاست‌ها با هدف به حداکثر رساندن سود و به حداقل رساندن هزینه طراحی شده و تحت تأثیر محیط و سیاست‌های دیگر عامل‌ها قرار می‌گیرند.

- مطلوبیت: مطلوبیت هر عامل بر اساس نیازها و وابستگی‌هایش به محیط و سایر عامل‌ها تعریف شده و به صورت سود منهای هزینه، با توجه به اهداف مختلف محاسبه می‌شود. در سناریوهای چندعاملی، از طریق یادگیری از محیط و تعامل با دیگران، مطلوبیت هر عامل بهینه می‌گردد.

در این چارچوب، برای هر عامل در MARL تابع مطلوبیت خاصی در نظر گرفته شده و بر اساس مشاهدات و تجربیات حاصل از تعاملات، یادگیری سیاست به صورت مستقل انجام می‌شود تا ارزش مطلوبیت به حداکثر برسد، بدون اینکه مستقیماً به مطلوبیت سایر عامل‌ها توجه شود. این فرآیند ممکن است به رقابت یا همکاری میان عامل‌ها منجر گردد. با توجه به پیچیدگی تعاملات میان چندین عامل، تحلیل نظریه بازی‌ها به عنوان ابزاری مؤثر برای تصمیم‌گیری در این حوزه به کار گرفته می‌شود. بسته به سناریوهای مختلف، این بازی‌ها در دسته‌بندی‌های متفاوتی قرار داده شده که در بخش‌های بعدی بررسی خواهند شد.



شکل ۶-۱: حلقه تعامل عامل‌های یادگیری تقویتی چند عاملی با محیط

۶-۲ نظریه بازی‌ها

نظریه بازی‌ها شاخه‌ای از ریاضیات است که به مطالعه تصمیم‌گیری در موقعیت‌هایی می‌پردازد که نتیجه انتخاب‌های هر فرد به تصمیمات دیگران وابسته است. این نظریه چارچوبی برای تحلیل تعاملات میان بازیکنان ارائه می‌دهد و در حوزه‌های مختلفی مانند اقتصاد، علوم سیاسی، زیست‌شناسی و علوم کامپیوتر کاربرد دارد. در این فصل، دو مفهوم کلیدی نظریه بازی‌ها یعنی تعادل نش و بازی‌های مجموع صفر بررسی شده است.

۶-۲-۱ تعادل نش

تعادل نش[5] یکی از بنیادی‌ترین مفاهیم در نظریه بازی‌ها است که توسط جان نش در سال ۱۹۵۰ معرفی شد. این مفهوم به مجموعه‌ای از بازی‌ها اشاره دارد که در آن هیچ بازیکنی نمی‌تواند با تغییر یک‌جانبه سیاست خود، سود بیشتری به دست آورد، به شرطی که سیاست‌های سایر بازیکنان ثابت بماند.

- تعریف تعادل نش: فرض کنید یک بازی با n بازیکن داریم. هر بازیکن i دارای مجموعه سیاست‌های Π_i و تابع مطلوبیت $u_i : \Pi_1 \times \Pi_2 \times \cdots \times \Pi_n \to \mathbb{R}$ است. یک مجموعه سیاست $\pi^* = (\pi_1^*, \pi_2^*, \ldots, \pi_n^*)$ تعادل نش نامیده می‌شود اگر برای هر بازیکن i و هر سیاست $\pi_i \in \Pi_i$ در وضعیت s داشته باشیم:

$$u_i(\pi_i^*, \pi_{-i}^*, s) \geqslant u_i(\pi_i, \pi_{-i}^*, s) \tag{۶-۱}$$

در اینجا، π_{-i}^* نشان‌دهنده سیاست‌های همه بازیکنان به جز بازیکن i است. در ادامه پژوهش جهت استفاده از چارچوب نظریه بازی در یادگیری تقویتی تابع مطلوبیت به‌گونه‌ای تعریف شده است که برابر با تابع ارزش $u_i(\pi_i, \pi_{-i}, s) = V_i^{\pi_i, \pi_{-i}}(s)$ باشد.

- اهمیت تعادل نش: تعادل نش نقطه‌ای را در بازی مشخص می‌کند که هر بازیکن بهترین پاسخ را نسبت به انتخاب‌های دیگران ارائه داده است. این مفهوم به‌ویژه در بازی‌های غیرهمکارانه، به‌عنوان پیش‌بینی رفتار منطقی بازیکنان استفاده می‌شود و در زمینه‌هایی مانند یادگیری تقویتی چند عامله کاربرد گسترده‌ای دارد.

[5] Nash Equilibrium

۶-۲-۲ بازی مجموع صفر

بازی‌های مجموع صفر[6] دسته‌ای از بازی‌ها هستند که در آن‌ها تابع ارزش یک بازیکن دقیقاً برابر با ضرر بازیکن دیگر است؛ بنابراین، مجموع ارزش‌های همهٔ بازیکنان در هر مرحله صفر خواهد بود.

- **تعریف بازی مجموع صفر:**

در یک بازی دو نفره، اگر تابع ارزشِ حالت (value) بازیکن اوّل $V_1^{(\pi_1,\pi_2)}(s)$ و بازیکن دوم $V_2^{(\pi_1,\pi_2)}(s)$ برای هر مجموعه سیاست (π_1,π_2) به‌گونه‌ای باشند که:

$$V_1^{(\pi_1,\pi_2)}(s) + V_2^{(\pi_1,\pi_2)}(s) = 0 \implies V_1^{(\pi_1,\pi_2)}(s) = -\,V_2^{(\pi_1,\pi_2)}(s), \qquad (۶-۲)$$

آنگاه آن بازی را بازی مجموع صفر می‌نامیم.

به‌طور مشابه، اگر تابع ارزش–عمل برای دو بازیکن را با $Q_1^{(\pi_1,\pi_2)}(s,a_1,a_2)$ و $Q_2^{(\pi_1,\pi_2)}(s,a_1,a_2)$ نشان دهیم، باید برقرار باشد:

$$Q_1^{(\pi_1,\pi_2)}(s,a_1,a_2)+Q_2^{(\pi_1,\pi_2)}(s,a_1,a_2) = 0 \implies Q_1^{(\pi_1,\pi_2)}(s,a_1,a_2) = -\,Q_2^{(\pi_1,\pi_2)}(s,a_1,a_2). \qquad (۶-۳)$$

- **سیاست بهینه در بازی مجموع صفر:**

در این بازی‌ها، هر بازیکن سیاستی را برمی‌گزیند که تابع ارزش خود را در برابر بهترین پاسخِ حریف بیشینه کند؛ این انتخاب در نهایت به تعادل نش منجر می‌شود.

به‌صورت تابع ارزشِ حالت:

$$V_1^*(s) = \max_{\pi_1}\ \min_{\pi_2}\ V_1^{(\pi_1,\pi_2)}(s), \qquad (۶-۴)$$

$$V_2^*(s) = \max_{\pi_2}\ \min_{\pi_1}\ V_2^{(\pi_1,\pi_2)}(s). \qquad (۶-۵)$$

و به‌صورت تابع ارزش–عمل:

$$Q_1^*(s,a_1,a_2) = \max_{\pi_1}\ \min_{\pi_2}\ Q_1^{(\pi_1,\pi_2)}(s,a_1,a_2), \qquad (۶-۶)$$

$$Q_2^*(s,a_1,a_2) = \max_{\pi_2}\ \min_{\pi_1}\ Q_2^{(\pi_1,\pi_2)}(s,a_1,a_2). \qquad (۶-۷)$$

[6] Zero-Sum Games

۶-۳ گرادیان سیاست عمیق قطعی دوعاملی

گرادیان سیاست عمیق قطعی چندعاملی[۷] توسعه‌ای از الگوریتم DDPG برای محیط‌های چندعاملی است. در این بخش، به بررسی این الگوریتم در چارچوب بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر می‌پردازیم که در آن مجموع پاداش‌های دو عامل همواره صفر است (آنچه یک عامل به دست می‌آورد، عامل دیگر از دست می‌دهد).

۶-۳-۱ چالش‌های یادگیری تقویتی در محیط‌های چندعاملی

در محیط‌های چندعاملی، سیاست هر عامل مدام در حال تغییر است، که باعث می‌شود محیط از دید هر عامل غیرایستا[۸] شود. این مسئله چالش بزرگی برای الگوریتم‌های یادگیری تقویتی تک‌عاملی مانند DDPG ایجاد می‌کند، زیرا فرض ایستایی محیط را نقض می‌کند.

MA-DDPG با استفاده از رویکرد آموزش متمرکز، اجرای غیرمتمرکز[۹] این مشکل را حل می‌کند. در این رویکرد، هر عامل در زمان آموزش به اطلاعات کامل محیط دسترسی دارد، اما در زمان اجرا تنها از مشاهدات محلی خود استفاده می‌کند.

۶-۳-۲ معماری MA-DDPG در بازی‌های مجموع‌صفر

در یک بازی دوعاملیِ مجموع‌صفر، دو عامل با نمادهای ۱ و ۲ نشان داده می‌شوند. هر عامل دارای شبکه‌های منحصر به فرد خود است:

- **شبکه‌های بازیگر:** $\mu_{\theta_1}(o_1)$ و $\mu_{\theta_2}(o_2)$ که مشاهدات محلی o_1 و o_2 را به اعمال a_1 و a_2 نگاشت می‌کنند.
- **شبکه‌های منتقد:** $Q_{\phi_1}(o_1, a_1, a_2)$ و $Q_{\phi_2}(o_2, a_2, a_1)$ که ارزش حالت–عمل را با توجه به مشاهدات و اعمال تمام عامل‌ها تخمین می‌زنند.
- **شبکه‌های هدف:** مشابه DDPG، برای پایدارکردن آموزش از شبکه‌های هدف استفاده می‌شود.

در بازی‌های مجموع‌صفر، پاداش‌ها رابطه $r_1 + r_2 = 0$ دارند که در آن r_1 و r_2 پاداش‌های دریافتی عامل‌ها هستند. در نتیجه، $r_2 = -r_1$ است که نمایانگر تضاد کامل منافع بین عامل‌هاست.

[7] Multi-Agent Deep Deterministic Policy Gradient (MA-DDPG)
[8] Non-stationary
[9] Centralized Training, Decentralized Execution

۶-۳-۳ آموزش MA-DDPG در بازی‌های مجموع‌صفر

فرایند آموزش MA-DDPG برای بازی‌های مجموع‌صفر به شرح زیر است:

یادگیری تابع Q

برای هر عامل $i \in \{1, 2\}$، تابع Q با کمینه کردن خطای میانگین مربعات بلمن به‌روزرسانی می‌شود:

$$L(\phi_i, \mathcal{D}) = \underset{(\boldsymbol{o},\boldsymbol{a},r_i,\boldsymbol{o}',d)\sim\mathcal{D}}{\mathrm{E}} \left[\left(Q_{\phi_i}(o_i, a_1, a_2) - y_i \right)^2 \right] \tag{۶-۸}$$

که در آن $\boldsymbol{o} = (o_1, o_2)$ بردار مشاهدات، $\boldsymbol{a} = (a_1, a_2)$ بردار اعمال، و y_i هدف برای عامل i است:

$$y_i = r_i + \gamma(1-d) Q_{\phi_{i,\text{targ}}}(o'_i, \mu_{\theta_{1,\text{targ}}}(o'_1), \mu_{\theta_{2,\text{targ}}}(o'_2)) \tag{۶-۹}$$

توجه کنید که منتقد هر عامل به اعمال همه عامل‌ها دسترسی دارد، اما در بازی‌های مجموع‌صفر، عامل شماره ۲ جهت مخالف هدف عامل ۱ را دنبال می‌کند.

یادگیری سیاست

سیاست هر عامل با بیشینه کردن تابع Q مربوط به آن عامل به‌روزرسانی می‌شود:

$$\max_{\theta_i} \underset{\boldsymbol{o}\sim\mathcal{D}}{\mathrm{E}} \left[Q_{\phi_i}(o_i, \mu_{\theta_i}(o_i), \mu_{\theta_{-i}}(o_{-i})) \right] \tag{۶-۱۰}$$

که در آن $-i$ نشان‌دهنده عامل مقابل است. با توجه به ماهیت بازی مجموع‌صفر، هر عامل تلاش می‌کند تا مطلوبیت خود را افزایش دهد، در حالی که مطلوبیت عامل دیگر به طور همزمان کاهش می‌یابد.

شبکه‌های هدف و بافر تجربه

مشابه DDPG، برای پایدار کردن آموزش، شبکه‌های هدف با میانگین‌گیری پولیاک به‌روزرسانی می‌شوند:

$$\phi_{i,\text{targ}} \leftarrow \rho\phi_{i,\text{targ}} + (1-\rho)\phi_i$$

$$\theta_{i,\text{targ}} \leftarrow \rho\theta_{i,\text{targ}} + (1-\rho)\theta_i$$

همچنین، از یک بافر تکرار بازی مشترک برای ذخیره تجربیات استفاده می‌شود که شامل وضعیت‌ها، اعمال و پاداش‌های همه عامل‌هاست.

۶-۳-۴ اکتشاف در MA-DDPG

اکتشاف در MA-DDPG مشابه DDPG است، اما برای هر عامل به طور جداگانه اعمال می‌شود. در طی آموزش، به اعمال هر عامل نویز اضافه می‌شود:

$$a_i = \text{clip}(\mu_{\theta_i}(o_i) + \epsilon_i, a_{\text{Low}}, a_{\text{High}}) \quad (۶\text{-}۱۱)$$

که در آن ϵ_i نویز اضافه شده به عامل i است.

۶-۳-۵ شبه‌کد MA-DDPG برای بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر

در این بخش، شبه‌کد الگوریتم MA-DDPG پیاده‌سازی‌شده آورده شده‌است. در این پژوهش الگوریتم ۵ در محیط پایتون با استفاده از کتابخانه PyTorch [۶۰] پیاده‌سازی شده‌است.

الگوریتم ۵ گرادیان سیاست عمیق قطعی چندعاملی برای بازی‌های مجموع‌صفر

ورودی: پارامترهای اولیه سیاست عامل‌ها (θ_1, θ_2)، پارامترهای تابع Q (ϕ_1, ϕ_2)، بافر تکرار بازی خالی $(\mathcal{D})$

پارامترهای هدف را برابر با پارامترهای اصلی قرار دهید: $\theta_{i,\text{targ}} \leftarrow \theta_i$، $\phi_{i,\text{targ}} \leftarrow \phi_i$ برای $i \in \{1, 2\}$

تا وقتی همگرایی رخ دهد:

مشاهدات (o_1, o_2) را دریافت کنید

برای هر عامل i، عمل $a_i = \text{clip}(\mu_{\theta_i}(o_i) + \epsilon_i, a_{\text{Low}}, a_{\text{High}})$ را انتخاب کنید، به‌طوری که $\epsilon_i \sim \mathcal{N}$ است

اعمال (a_1, a_2) را در محیط اجرا کنید

مشاهدات بعدی (o'_1, o'_2)، پاداش‌ها $(r_1, r_2 = -r_1)$ و سیگنال پایان d را دریافت کنید

تجربه $(o_1, o_2, a_1, a_2, r_1, r_2, o'_1, o'_2, d)$ را در بافر $\mathcal{D}$ ذخیره کنید

اگر $d = 1$ است، وضعیت محیط را بازنشانی کنید

اگر زمان به‌روزرسانی فرا رسیده است:

به ازای هر تعداد به‌روزرسانی:

یک دسته تصادفی از تجربیات، $B = \{(\boldsymbol{o}, \boldsymbol{a}, r_1, r_2, \boldsymbol{o}', d)\}$، از $\mathcal{D}$ نمونه‌گیری کنید اهداف را محاسبه کنید:

$$y_1 = r_1 + \gamma(1-d) Q_{\phi_{1,\text{targ}}}(o'_1, \mu_{\theta_{1,\text{targ}}}(o'_1), \mu_{\theta_{2,\text{targ}}}(o'_2))$$

$$y_2 = r_2 + \gamma(1-d) Q_{\phi_{2,\text{targ}}}(o'_2, \mu_{\theta_{2,\text{targ}}}(o'_2), \mu_{\theta_{1,\text{targ}}}(o'_1))$$

توابع Q را با نزول گرادیان به‌روزرسانی کنید:

$$\nabla_{\phi_1} \frac{1}{|B|} \sum_{(\boldsymbol{o}, \boldsymbol{a}, r_1, r_2, \boldsymbol{o}', d) \in B} \left(Q_{\phi_1}(o_1, a_1, a_2) - y_1\right)^2$$

$$\nabla_{\phi_2} \frac{1}{|B|} \sum_{(\boldsymbol{o}, \boldsymbol{a}, r_1, r_2, \boldsymbol{o}', d) \in B} \left(Q_{\phi_2}(o_2, a_2, a_1) - y_2\right)^2$$

سیاست‌ها را با صعود گرادیان به‌روزرسانی کنید:

$$\nabla_{\theta_1} \frac{1}{|B|} \sum_{\boldsymbol{o} \in B} Q_{\phi_1}(o_1, \mu_{\theta_1}(o_1), a_2)$$

$$\nabla_{\theta_2} \frac{1}{|B|} \sum_{\boldsymbol{o} \in B} Q_{\phi_2}(o_2, \mu_{\theta_2}(o_2), a_1)$$

شبکه‌های هدف را به‌روزرسانی کنید:

$$\phi_{1,\text{targ}} \leftarrow \rho \phi_{1,\text{targ}} + (1-\rho)\phi_1$$

$$\phi_{2,\text{targ}} \leftarrow \rho \phi_{2,\text{targ}} + (1-\rho)\phi_2$$

$$\theta_{1,\text{targ}} \leftarrow \rho \theta_{1,\text{targ}} + (1-\rho)\theta_1$$

$$\theta_{2,\text{targ}} \leftarrow \rho \theta_{2,\text{targ}} + (1-\rho)\theta_2$$

۶-۳-۶ مزایای MA-DDPG در بازی‌های مجموع‌صفر

MA-DDPG چندین مزیت برای یادگیری در بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر ارائه می‌دهد:

- **مقابله با غیرایستایی:** با استفاده از منتقدهایی که به اطلاعات کامل دسترسی دارند، مشکل غیرایستایی محیط از دید هر عامل حل می‌شود.
- **همگرایی بهتر:** در بازی‌های مجموع‌صفر، MA-DDPG معمولاً همگرایی بهتری نسبت به آموزش مستقل عامل‌ها با DDPG نشان می‌دهد.
- **یادگیری استراتژی‌های متقابل:** عامل‌ها می‌توانند استراتژی‌های متقابل پیچیده را یاد بگیرند که در آموزش مستقل امکان‌پذیر نیست.

در بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر، این رویکرد به رقابت کامل بین عامل‌ها منجر می‌شود، که هر یک تلاش می‌کند بهترین استراتژی را در برابر استراتژی رقیب پیدا کند.

۴-۶ عامل گرادیان سیاست عمیق قطعی تاخیری دوگانه دوعاملی

عامل گرادیان سیاست عمیق قطعی تاخیری دوگانه دوعاملی[10] توسعه‌ای از الگوریتم TD3 برای محیط‌های چندعاملی است. در این بخش، به بررسی این الگوریتم در چارچوب بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر می‌پردازیم که در آن ترکیب ویژگی‌های TD3 با رویکرد چندعاملی MADDPG به پایداری و کارایی بیشتر در یادگیری منجر می‌شود.

۱-۴-۶ چالش‌های یادگیری تقویتی در محیط‌های چندعاملی و راه‌حل MATD3

در محیط‌های چندعاملی، عامل‌ها همزمان سیاست‌های خود را تغییر می‌دهند که باعث غیرایستایی محیط از دید هر عامل می‌شود. علاوه بر این، بیش‌برآورد تابع Q که در DDPG دیده می‌شود، در محیط‌های چندعاملی می‌تواند تشدید شود.

MATD3 هر دو چالش را با ترکیب رویکردهای زیر حل می‌کند:

- **آموزش متمرکز، اجرای غیرمتمرکز:** مشابه MADDPG، از منتقدهایی استفاده می‌کند که به اطلاعات کامل دسترسی دارند.

[10] Multi-Agent Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient (MATD3)

- **منتقدهای دوگانه:** برای هر عامل، از دو شبکه منتقد استفاده می‌کند تا بیش‌برآورد تابع Q را کاهش دهد.
- **به‌روزرسانی‌های تاخیری سیاست:** سیاست‌ها را با تواتر کمتری نسبت به منتقدها به‌روزرسانی می‌کند.

۶-۴-۲ معماری MATD3 در بازی‌های مجموع‌صفر

در یک بازی دوعاملیِ مجموع‌صفر، هر عامل دارای شبکه‌های زیر است:

- **شبکه بازیگر:** $\mu_{\theta_i}(o_i)$ که مشاهدات محلی o_i را به اعمال a_i نگاشت می‌کند.
- **شبکه‌های منتقد دوگانه:** $Q_{\phi_{i,1}}(o_i, a_1, a_2)$ و $Q_{\phi_{i,2}}(o_i, a_1, a_2)$ که ارزش حالت–عمل را تخمین می‌زنند.
- **شبکه‌های هدف:** برای پایدارسازی آموزش، از نسخه‌های هدف بازیگر و منتقدها استفاده می‌شود.

در بازی‌های مجموع‌صفر، پاداش‌ها رابطه $r_1 + r_2 = 0$ دارند، بنابراین $r_2 = -r_1$ است.

۶-۴-۳ آموزش MATD3

فرایند آموزش MATD3 به شرح زیر است:

یادگیری تابع Q

برای هر عامل $i \in \{1,2\}$ و هر منتقد $j \in \{1,2\}$، تابع Q با کمینه کردن خطای میانگین مربعات بلمن به‌روزرسانی می‌شود:

$$L(\phi_{i,j}, \mathcal{D}) = \underset{(\boldsymbol{o},\boldsymbol{a},r_i,\boldsymbol{o}',d)\sim\mathcal{D}}{\mathrm{E}} \left[\left(Q_{\phi_{i,j}}(o_i, a_1, a_2) - y_i \right)^2 \right] \tag{۶-۱۲}$$

که در آن y_i هدف برای عامل i است:

$$y_i = r_i + \gamma(1-d) \min_{j=1,2} Q_{\phi_{i,j,\text{targ}}}(o'_i, \mu_{\theta_{1,\text{targ}}}(o'_1), \mu_{\theta_{2,\text{targ}}}(o'_2)) \tag{۶-۱۳}$$

استفاده از عملگر حداقل روی دو منتقد، بیش‌برآورد را کاهش می‌دهد که منجر به تخمین‌های محتاطانه‌تر و پایدارتر می‌شود.

یادگیری سیاست با تاخیر

سیاست هر عامل با تاخیر (معمولاً پس از هر دو به‌روزرسانی منتقدها) و با بیشینه کردن تابع Q اول به‌روزرسانی می‌شود:

$$\max_{\theta_i} \mathop{\mathrm{E}}_{\boldsymbol{o}\sim\mathcal{D}} \left[Q_{\phi_{i,1}}(o_i, \mu_{\theta_i}(o_i), \mu_{\theta_{-i}}(o_{-i}))\right] \tag{۱۴-۶}$$

به‌روزرسانی تاخیری سیاست اجازه می‌دهد تا منتقدها قبل از تغییر سیاست به مقادیر دقیق‌تری همگرا شوند.

شبکه‌های هدف

مشابه TD3، شبکه‌های هدف با میانگین‌گیری پولیاک به‌روزرسانی می‌شوند:

$$\begin{aligned} \phi_{i,j,\text{targ}} &\leftarrow \rho\phi_{i,j,\text{targ}} + (1-\rho)\phi_{i,j} \quad \text{برای } j = 1, 2 \\ \theta_{i,\text{targ}} &\leftarrow \rho\theta_{i,\text{targ}} + (1-\rho)\theta_i \end{aligned}$$

۶-۴-۴ اکتشاف در MATD3

اکتشاف در MATD3 با افزودن نویز به اعمال هر عامل انجام می‌شود:

$$a_i = \text{clip}(\mu_{\theta_i}(o_i) + \epsilon_i, a_{\text{Low}}, a_{\text{High}}) \tag{۱۵-۶}$$

که در آن $\epsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma_i)$ است و مقدار σ_i به مرور زمان کاهش می‌یابد.

۶-۴-۵ شبکهٔ MATD3 برای بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر

در این بخش، شبکهٔ الگوریتم MATD3 پیاده‌سازی‌شده آورده شده‌است. در این پژوهش الگوریتم ۶ در محیط پایتون با استفاده از کتابخانه PyTorch [۶۰] پیاده‌سازی شده‌است.

الگوریتم ۶ عامل گرادیان سیاست عمیق قطعی تاخیری دوگانه دوعاملی

ورودی: پارامترهای اولیه سیاست عامل‌ها (θ_1, θ_2)، پارامترهای توابع Q $(\phi_{1,1}, \phi_{1,2}, \phi_{2,1}, \phi_{2,2})$، بافر تکرار بازی خالی $(\mathcal{D})$

پارامترهای هدف را برابر با پارامترهای اصلی قرار دهید:

$\theta_{i,\text{targ}} \leftarrow \theta_i$، $\phi_{i,j,\text{targ}} \leftarrow \phi_{i,j}$ برای $i \in \{1,2\}$ و $j \in \{1,2\}$

تا وقتی همگرایی رخ دهد:

مشاهدات (o_1, o_2) را دریافت کنید

برای هر عامل i، عمل $a_i = \text{clip}(\mu_{\theta_i}(o_i) + \epsilon_i, a_{\text{Low}}, a_{\text{High}})$ را انتخاب کنید، به‌طوری که $\epsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma_i)$ است

اعمال (a_1, a_2) را در محیط اجرا کنید

مشاهدات بعدی (o'_1, o'_2)، پاداش‌ها $(r_1, r_2 = -r_1)$ و سیگنال پایان d را دریافت کنید

تجربه $(o_1, o_2, a_1, a_2, r_1, r_2, o'_1, o'_2, d)$ را در بافر $\mathcal{D}$ ذخیره کنید

اگر $d = 1$ است، وضعیت محیط را بازنشانی کنید

اگر زمان به‌روزرسانی فرا رسیده است:

به ازای j در هر تعداد به‌روزرسانی:

یک دسته تصادفی از تجربیات، $B = \{(\boldsymbol{o}, \boldsymbol{a}, r_1, r_2, \boldsymbol{o}', d)\}$، از $\mathcal{D}$ نمونه‌گیری کنید

اهداف را محاسبه کنید:

$$y_1 = r_1 + \gamma(1-d) \min_{k=1,2} Q_{\phi_{1,k,\text{targ}}}(o'_1, \mu_{\theta_{1,\text{targ}}}(o'_1), \mu_{\theta_{2,\text{targ}}}(o'_2))$$

$$y_2 = r_2 + \gamma(1-d) \min_{k=1,2} Q_{\phi_{2,k,\text{targ}}}(o'_2, \mu_{\theta_{2,\text{targ}}}(o'_2), \mu_{\theta_{1,\text{targ}}}(o'_1))$$

توابع Q را با نزول گرادیان به‌روزرسانی کنید:

$$\nabla_{\phi_{1,k}} \frac{1}{|B|} \sum_{B} \left(Q_{\phi_{1,k}}(o_1, a_1, a_2) - y_1\right)^2 \quad \text{برای}\ k = 1,2$$

$$\nabla_{\phi_{2,k}} \frac{1}{|B|} \sum_{B} \left(Q_{\phi_{2,k}}(o_2, a_2, a_1) - y_2\right)^2 \quad \text{برای}\ k = 1,2$$

اگر باقیمانده j بر تاخیر سیاست برابر 0 باشد:

سیاست‌ها را با صعود گرادیان به‌روزرسانی کنید:

$$\nabla_{\theta_1} \frac{1}{|B|} \sum_{\boldsymbol{o} \in B} Q_{\phi_{1,1}}(o_1, \mu_{\theta_1}(o_1), a_2)$$

$$\nabla_{\theta_2} \frac{1}{|B|} \sum_{\boldsymbol{o} \in B} Q_{\phi_{2,1}}(o_2, \mu_{\theta_2}(o_2), a_1)$$

شبکه‌های هدف را به‌روزرسانی کنید:

$$\phi_{i,k,\text{targ}} \leftarrow \rho \phi_{i,k,\text{targ}} + (1-\rho)\phi_{i,k} \quad \text{برای}\ i,k \in \{1,2\}$$

$$\theta_{i,\text{targ}} \leftarrow \rho \theta_{i,\text{targ}} + (1-\rho)\theta_i \quad \text{برای}\ i \in \{1,2\}$$

۶-۴-۶ مزایای MATD3 در بازی‌های مجموع‌صفر

MATD3 مزایای زیر را نسبت به MADDPG در بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر ارائه می‌دهد:

- **پایداری بیشتر:** با استفاده از منتقدهای دوگانه، بیش‌برآورد تابع Q که در محیط‌های غیرایستای چند-عاملی شدیدتر است، کاهش می‌یابد.
- **یادگیری کارآمدتر:** به‌روزرسانی‌های تاخیری سیاست اجازه می‌دهد منتقدها به تخمین‌های دقیق‌تری دست یابند، که منجر به بهبود کیفیت یادگیری سیاست می‌شود.
- **مقاومت در برابر نویز:** ترکیب منتقدهای دوگانه با رویکرد آموزش متمرکز، مقاومت الگوریتم در برابر نویز و تغییرات محیط را افزایش می‌دهد.
- **همگرایی بهتر:** بهبودهای TD3 در کنار رویکرد چندعاملی، به همگرایی سریع‌تر و پایدارتر در بازی‌های رقابتی منجر می‌شود.

در مجموع، MATD3 ترکیبی از بهترین ویژگی‌های TD3 و MADDPG را ارائه می‌دهد که آن را به گزینه‌ای مناسب برای یادگیری سیاست‌های پیچیده در بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر تبدیل می‌کند.

۵-۶ عامل عملگر نقاد نرم دوعاملی

عامل عملگر نقاد نرم دوعاملی[11] توسعه‌ای از الگوریتم SAC برای محیط‌های چندعاملی است. در این بخش، به بررسی این الگوریتم در چارچوب بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر می‌پردازیم که در آن ترکیب ویژگی‌های SAC با رویکرد چندعاملی به پایداری و کارایی بیشتر در یادگیری منجر می‌شود.

۱-۵-۶ چالش‌های یادگیری تقویتی در محیط‌های چندعاملی و راه‌حل MASAC

در محیط‌های چندعاملی، عامل‌ها همزمان سیاست‌های خود را تغییر می‌دهند که باعث غیرایستایی محیط از دید هر عامل می‌شود. علاوه بر این، چالش‌های مربوط به تعادل اکتشاف-بهره‌برداری در محیط‌های چندعاملی پیچیده‌تر است.

MASAC این چالش‌ها را با ترکیب رویکردهای زیر حل می‌کند:

[11] Multi-Agent Soft Actor-Critic (MASAC)

- **آموزش متمرکز، اجرای غیرمتمرکز:** مشابه MADDPG، از منتقدهایی استفاده می‌کند که به اطلاعات کامل دسترسی دارند.

- **سیاست‌های تصادفی:** برخلاف MADDPG و MATD3 که سیاست‌های قطعی دارند، MASAC از سیاست‌های تصادفی استفاده می‌کند.

- **تنظیم آنتروپی:** با استفاده از تنظیم آنتروپی، اکتشاف و همگرایی به سیاست‌های بهتر را بهبود می‌بخشد.

- **منتقدهای دوگانه:** برای هر عامل، از دو شبکه منتقد استفاده می‌کند تا بیش‌برآورد تابع Q را کاهش دهد.

۶-۵-۲ معماری MASAC در بازی‌های مجموع‌صفر

در یک بازی دوعاملیِ مجموع‌صفر، هر عامل دارای شبکه‌های زیر است:

- **شبکه بازیگر:** $\pi_{\theta_i}(a_i|o_i)$ که توزیع احتمال اعمال را با توجه به مشاهدات محلی تعیین می‌کند.

- **شبکه‌های منتقد دوگانه:** $Q_{\phi_{i,1}}(o_i, a_1, a_2)$ و $Q_{\phi_{i,2}}(o_i, a_1, a_2)$ که ارزش حالت–عمل را تخمین می‌زنند.

- **شبکه‌های هدف:** برای پایدارسازی آموزش، از نسخه‌های هدف منتقدها استفاده می‌شود.

در بازی‌های مجموع‌صفر، پاداش‌ها رابطه $r_1 + r_2 = 0$ دارند، بنابراین $r_2 = -r_1$ است.

۶-۵-۳ آموزش MASAC

فرایند آموزش MASAC به شرح زیر است:

یادگیری تابع Q

برای هر عامل $i \in \{1, 2\}$ و هر منتقد $j \in \{1, 2\}$، تابع Q با کمینه کردن خطای میانگین مربعات بلمن به‌روزرسانی می‌شود:

$$L(\phi_{i,j}, \mathcal{D}) = \underset{(\boldsymbol{o},\boldsymbol{a},r_i,\boldsymbol{o}',d)\sim\mathcal{D}}{\mathrm{E}}\left[\left(Q_{\phi_{i,j}}(o_i, a_1, a_2) - y_i\right)^2\right] \tag{۶-۱۶}$$

که در آن y_i هدف برای عامل i است:

$$y_i = r_i + \gamma(1-d)\Big(\min_{j=1,2} Q_{\phi_{i,j,\text{targ}}}(o'_i, \tilde{a}'_1, \tilde{a}'_2) - \alpha_i \log \pi_{\theta_i}(\tilde{a}'_i|o'_i)\Big) \tag{۶-۱۷}$$

که در آن $\tilde{a}'_i \sim \pi_{\theta_i}(\cdot|o'_i)$ است. استفاده از عملگر حداقل روی دو منتقد، بیش‌برآورد را کاهش می‌دهد که منجر به تخمین‌های محتاطانه‌تر و پایدارتر می‌شود.

یادگیری سیاست

سیاست هر عامل با بیشینه کردن ترکیبی از تابع Q و آنتروپی به‌روزرسانی می‌شود:

$$\max_{\theta_i} \mathop{\mathrm{E}}_{\boldsymbol{o}\sim\mathcal{D}} \left[\min_{j=1,2} Q_{\phi_{i,j}}(o_i, \tilde{a}_i, a_{-i}) - \alpha_i \log \pi_{\theta_i}(\tilde{a}_i|o_i)\right] \tag{۶-۱۸}$$

که در آن $\tilde{a}_i \sim \pi_{\theta_i}(\cdot|o_i)$ است و از ترفند پارامترسازی مجدد برای استخراج گرادیان استفاده می‌شود:

$$\tilde{a}_{i,\theta_i}(o_i, \xi_i) = \tanh\left(\mu_{\theta_i}(o_i) + \sigma_{\theta_i}(o_i) \odot \xi_i\right), \quad \xi_i \sim \mathcal{N} \tag{۶-۱۹}$$

شبکه‌های هدف

مشابه SAC، شبکه‌های هدف منتقد با میانگین‌گیری پولیاک به‌روزرسانی می‌شوند:

$$\phi_{i,j,\text{targ}} \leftarrow \rho\phi_{i,j,\text{targ}} + (1-\rho)\phi_{i,j} \quad \text{برای}\ j = 1,2 \tag{۶-۲۰}$$

تنظیم ضریب آنتروپی

یکی از مزایای MASAC، توانایی تنظیم خودکار ضریب آنتروپی α_i برای هر عامل است که می‌تواند با استفاده از یک تابع هزینه مجزا بهینه شود:

$$\min_{\alpha_i} \mathop{\mathrm{E}}_{\boldsymbol{o}\sim\mathcal{D}, \tilde{a}_i\sim\pi_{\theta_i}} \left[-\alpha_i\Big(\log \pi_{\theta_i}(\tilde{a}_i|o_i) + H_{\text{target}}\Big)\right] \tag{۶-۲۱}$$

که در آن H_{target} آنتروپی هدف است که به عنوان یک ابرپارامتر تعیین می‌شود.

۶-۵-۴ اکتشاف در MASAC

اکتشاف در MASAC به صورت ذاتی از طریق سیاست‌های تصادفی و تنظیم آنتروپی انجام می‌شود. برخلاف MADDPG و MATD3 که به افزودن نویز به اعمال نیاز دارند، MASAC اعمال را مستقیماً از توزیع احتمال سیاست نمونه‌گیری می‌کند:

$$a_i \sim \pi_{\theta_i}(\cdot|o_i) \tag{۶-۲۲}$$

این رویکرد امکان اکتشاف ساختاریافته‌تر و کارآمدتر را فراهم می‌کند که در محیط‌های چندعاملی پیچیده مفید است.

۶-۵-۵ شبه‌کد MASAC برای بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر

در این بخش، شبه‌کد الگوریتم MASAC پیاده‌سازی‌شده آورده شده‌است. در این پژوهش الگوریتم ۷ در محیط پایتون با استفاده از کتابخانه PyTorch [۶۰] پیاده‌سازی شده‌است.

الگوریتم ۷ عامل عملگر نقاد نرم دوعاملی

ورودی: پارامترهای اولیه سیاست عامل‌ها (θ_1, θ_2)، پارامترهای توابع Q $(\phi_{1,1}, \phi_{1,2}, \phi_{2,1}, \phi_{2,2})$، ضرایب آنتروپی (α_1, α_2)، بافر تکرار بازی خالی $(\mathcal{D})$

پارامترهای هدف را برابر با پارامترهای اصلی قرار دهید:

$\phi_{i,j,\text{targ}} \leftarrow \phi_{i,j}$ برای $i \in \{1,2\}$ و $j \in \{1,2\}$

تا وقتی همگرایی رخ دهد:

مشاهدات (o_1, o_2) را دریافت کنید

برای هر عامل i، عمل $a_i \sim \pi_{\theta_i}(\cdot|o_i)$ را انتخاب کنید

اعمال (a_1, a_2) را در محیط اجرا کنید

مشاهدات بعدی (o'_1, o'_2)، پاداش‌ها $(r_1, r_2 = -r_1)$ و سیگنال پایان d را دریافت کنید

تجربه $(o_1, o_2, a_1, a_2, r_1, r_2, o'_1, o'_2, d)$ را در بافر $\mathcal{D}$ ذخیره کنید

اگر $d = 1$ است، وضعیت محیط را بازنشانی کنید

اگر زمان به‌روزرسانی فرا رسیده است:

به ازای هر تعداد به‌روزرسانی:

یک دسته تصادفی از تجربیات، $B = \{(\boldsymbol{o}, \boldsymbol{a}, r_1, r_2, \boldsymbol{o}', d)\}$، از $\mathcal{D}$ نمونه‌گیری کنید

اهداف را محاسبه کنید:

$$y_1 = r_1 + \gamma(1-d)\Big(\min_{j=1,2} Q_{\phi_{1,j,\text{targ}}}(o'_1, \tilde{a}'_1, \tilde{a}'_2) - \alpha_1 \log \pi_{\theta_1}(\tilde{a}'_1|o'_1)\Big)$$

$$y_2 = r_2 + \gamma(1-d)\Big(\min_{j=1,2} Q_{\phi_{2,j,\text{targ}}}(o'_2, \tilde{a}'_2, \tilde{a}'_1) - \alpha_2 \log \pi_{\theta_2}(\tilde{a}'_2|o'_2)\Big)$$

توابع Q را با نزول گرادیان به‌روزرسانی کنید:

$$\nabla_{\phi_{1,j}} \frac{1}{|B|} \sum_{B} \big(Q_{\phi_{1,j}}(o_1, a_1, a_2) - y_1\big)^2 \qquad \text{برای}\ j = 1,2$$

$$\nabla_{\phi_{2,j}} \frac{1}{|B|} \sum_{B} \big(Q_{\phi_{2,j}}(o_2, a_2, a_1) - y_2\big)^2 \qquad \text{برای}\ j = 1,2$$

سیاست‌ها را با صعود گرادیان به‌روزرسانی کنید:

$$\nabla_{\theta_1} \frac{1}{|B|} \sum_{\boldsymbol{o} \in B} \Big[\min_{j=1,2} Q_{\phi_{1,j}}(o_1, \tilde{a}_{1,\theta_1}(o_1, \xi_1), a_2) - \alpha_1 \log \pi_{\theta_1}(\tilde{a}_{1,\theta_1}(o_1, \xi_1)|o_1)\Big]$$

$$\nabla_{\theta_2} \frac{1}{|B|} \sum_{\boldsymbol{o} \in B} \Big[\min_{j=1,2} Q_{\phi_{2,j}}(o_2, \tilde{a}_{2,\theta_2}(o_2, \xi_2), a_1) - \alpha_2 \log \pi_{\theta_2}(\tilde{a}_{2,\theta_2}(o_2, \xi_2)|o_2)\Big]$$

ضرایب آنتروپی را با نزول گرادیان به‌روزرسانی کنید (اختیاری):

$$\nabla_{\alpha_1} \frac{1}{|B|} \sum_{\boldsymbol{o} \in B} -\alpha_1 \Big(\log \pi_{\theta_1}(\tilde{a}_{1,\theta_1}(o_1, \xi_1)|o_1) + H_{\text{target}}\Big)$$

$$\nabla_{\alpha_2} \frac{1}{|B|} \sum_{\boldsymbol{o} \in B} -\alpha_2 \Big(\log \pi_{\theta_2}(\tilde{a}_{2,\theta_2}(o_2, \xi_2)|o_2) + H_{\text{target}}\Big)$$

شبکه‌های هدف را به‌روزرسانی کنید:

$$\phi_{i,j,\text{targ}} \leftarrow \rho \phi_{i,j,\text{targ}} + (1-\rho)\phi_{i,j} \qquad \text{برای}\ i,j \in \{1,2\}$$

۶-۵-۶ مزایای MASAC در بازی‌های مجموع‌صفر

MASAC مزایای زیر را نسبت به سایر الگوریتم‌های چندعاملی در بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر ارائه می‌دهد:

- **اکتشاف بهتر:** استفاده از سیاست‌های تصادفی و تنظیم آنتروپی، اکتشاف فضای حالت–عمل را بهبود می‌بخشد که برای یافتن راه‌حل‌های بهینه در بازی‌های دوعاملی ضروری است.
- **ثبات بیشتر:** ترکیب منتقدهای دوگانه با تنظیم آنتروپی، یادگیری را پایدارتر می‌کند و از همگرایی زودهنگام به سیاست‌های ضعیف جلوگیری می‌کند.
- **سازگاری با محیط‌های پیچیده:** توانایی تنظیم خودکار تعادل بین اکتشاف و بهره‌برداری، MASAC را برای محیط‌های چندعاملی پیچیده مناسب می‌سازد.
- **عملکرد بهتر در مسائل با چندین بهینه محلی:** سیاست‌های تصادفی می‌توانند از دام‌های بهینه محلی فرار کنند و به راه‌حل‌های بهتر برسند.

در مجموع، MASAC ترکیبی از ویژگی‌های مثبت SAC و رویکردهای چندعاملی را ارائه می‌دهد که آن را به گزینه‌ای قدرتمند برای یادگیری سیاست‌های پیچیده در بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر تبدیل می‌کند، به‌ویژه در محیط‌هایی که اکتشاف کارآمد و سیاست‌های تصادفی اهمیت دارند.

۶-۶ عامل بهینه‌سازی سیاست مجاور دوعاملی

عامل بهینه‌سازی سیاست مجاور دوعاملی[12] توسعه‌ای از الگوریتم PPO برای محیط‌های چندعاملی است. در این بخش، به بررسی این الگوریتم در چارچوب بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر می‌پردازیم که در آن ترکیب ویژگی‌های PPO با رویکرد چندعاملی به پایداری و کارایی بیشتر در یادگیری منجر می‌شود.

۱-۶-۶ چالش‌های یادگیری تقویتی در محیط‌های چندعاملی و راه‌حل MAPPO

در محیط‌های چندعاملی، عامل‌ها همزمان سیاست‌های خود را تغییر می‌دهند که باعث غیرایستایی محیط از دید هر عامل می‌شود. این چالش با پیچیدگی‌های ذاتی الگوریتم‌های مبتنی بر گرادیان سیاست مانند PPO ترکیب می‌شود.

MAPPO این چالش‌ها را با ترکیب رویکردهای زیر حل می‌کند:

[12]Multi-Agent Proximal Policy Optimization (MAPPO)

- **آموزش متمرکز، اجرای غیرمتمرکز:** مشابه سایر الگوریتم‌های چندعاملی، از منتقدهایی استفاده می‌کند که به اطلاعات کامل دسترسی دارند، اما بازیگران تنها به مشاهدات محلی خود دسترسی دارند.
- **به‌روزرسانی کلیپ‌شده:** استفاده از مکانیسم کلیپ شده PPO برای محدود کردن به‌روزرسانی‌های سیاست، که به پایداری بیشتر در یادگیری چندعاملی کمک می‌کند.
- **بافر تجربه مشترک:** استفاده از یک بافر تجربه مشترک که تعاملات بین عامل‌ها را ثبت می‌کند.

۶-۶-۲ معماری MAPPO در بازی‌های مجموع‌صفر

در یک بازی دوعاملیِ مجموع‌صفر، هر عامل دارای شبکه‌های زیر است:

- **شبکه بازیگر:** $\pi_{\theta_i}(a_i|o_i)$ که توزیع احتمال اعمال را با توجه به مشاهدات محلی تعیین می‌کند.
- **شبکه منتقد:** $V_{\phi_i}(o_i, a_1, a_2)$ که ارزش حالت را تخمین می‌زند و برای محاسبه تابع مزیت استفاده می‌شود.

در بازی‌های مجموع‌صفر، پاداش‌ها رابطه $r_1 + r_2 = 0$ دارند، بنابراین $r_2 = -r_1$ است.

۶-۶-۳ آموزش MAPPO

فرایند آموزش MAPPO به شرح زیر است:

جمع‌آوری تجربیات

در هر تکرار، عامل‌ها با استفاده از سیاست‌های فعلی خود در محیط تعامل می‌کنند و مجموعه‌ای از مسیرها را جمع‌آوری می‌کنند:

$$\mathcal{D}_k = \{(o_1^t, o_2^t, a_1^t, a_2^t, r_1^t, r_2^t, o_1^{t+1}, o_2^{t+1})\} \quad (۶\text{-}۲۳)$$

محاسبه مزیت

برای هر عامل $i \in \{1,2\}$، تابع مزیت با استفاده از تابع ارزش فعلی محاسبه می‌شود. روش‌های مختلفی برای محاسبه مزیت وجود دارد؛ یک روش متداول استفاده از تخمین‌زننده مزیت تعمیم‌یافته (GAE) است:

$$\hat{A}_i^t = \sum_{l=0}^{\infty} (\gamma\lambda)^l \delta_{i,t+l} \tag{۶-۲۴}$$

که در آن $\delta_{i,t} = r_i^t + \gamma V_{\phi_i}(o_i^{t+1}) - V_{\phi_i}(o_i^t)$ است.

به‌روزرسانی سیاست

سیاست هر عامل با بیشینه کردن تابع هدف PPO-Clip به‌روزرسانی می‌شود:

$$\max_{\theta_i} \mathop{\mathrm{E}}_{(o_i,a_i)\sim\mathcal{D}_k} \left[\min\left(\frac{\pi_{\theta_i}(a_i|o_i)}{\pi_{\theta_{i,k}}(a_i|o_i)} \hat{A}_i, \ \ \textbf{clip}\left(\frac{\pi_{\theta_i}(a_i|o_i)}{\pi_{\theta_{i,k}}(a_i|o_i)}, 1-\epsilon, 1+\epsilon \right) \hat{A}_i \right) \right] \tag{۶-۲۵}$$

یا با استفاده از همان فرمول‌بندی ساده‌تر:

$$\max_{\theta_i} \mathop{\mathrm{E}}_{(o_i,a_i)\sim\mathcal{D}_k} \left[\min\left(\frac{\pi_{\theta_i}(a_i|o_i)}{\pi_{\theta_{i,k}}(a_i|o_i)} \hat{A}_i, \ \ g(\epsilon, \hat{A}_i) \right) \right] \tag{۶-۲۶}$$

که تابع g به صورت زیر تعریف شده‌است:

$$g(\epsilon, A) = \begin{cases} (1+\epsilon)A & A \geqslant 0 \\ (1-\epsilon)A & A < 0 \end{cases} \tag{۶-۲۷}$$

به‌روزرسانی منتقد

تابع ارزش هر عامل با کمینه کردن خطای میانگین مربعات به‌روزرسانی می‌شود:

$$\min_{\phi_i} \mathop{\mathrm{E}}_{(o_i,\hat{R}_i)\sim\mathcal{D}_k} \left[\left(V_{\phi_i}(o_i) - \hat{R}_i \right)^2 \right] \tag{۶-۲۸}$$

که در آن $\hat{R}_i$ بازده تنزیل‌شده برای عامل i است.

۶-۶-۴ اکتشاف در MAPPO

اکتشاف در MAPPO به صورت ذاتی از طریق سیاست‌های تصادفی انجام می‌شود. برخلاف الگوریتم‌های مبتنی بر DDPG که به افزودن نویز به اعمال نیاز دارند، MAPPO از توزیع احتمال سیاست برای اکتشاف استفاده می‌کند:

$$a_i \sim \pi_{\theta_i}(\cdot|o_i) \tag{۶-۲۹}$$

این رویکرد اکتشاف سیاست‌محور، در ترکیب با مکانیسم کلیپ PPO که از به‌روزرسانی‌های بزرگ سیاست جلوگیری می‌کند، به ثبات بیشتر در یادگیری چندعاملی کمک می‌کند.

۶-۶-۵ شبه‌کد MAPPO برای بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر

در این بخش، شبه‌کد الگوریتم MAPPO پیاده‌سازی‌شده آورده شده‌است. در این پژوهش الگوریتم ۸ در محیط پایتون با استفاده از کتابخانه PyTorch [۶۰] پیاده‌سازی شده‌است.

الگوریتم ۸ عامل بهینه‌سازی سیاست مجاور دوعاملی

ورودی: پارامترهای اولیه سیاست عامل‌ها (θ_1, θ_2)، پارامترهای تابع ارزش (ϕ_1, ϕ_2)

۱: به ازای $k = 0, 1, 2, ...$:

۲: مجموعه‌ای از مسیرها به نام $\mathcal{D}_k = \{(o_1^t, o_2^t, a_1^t, a_2^t, r_1^t, r_2^t, o_1^{t+1}, o_2^{t+1})\}$ با اجرای سیاست‌های π_{θ_1} و π_{θ_2} در محیط جمع‌آوری شود.

۳: برای هر عامل i، پاداش‌های باقی‌مانده $\hat{R}_i^t$ را محاسبه کنید.

۴: برای هر عامل i، برآوردهای مزیت $\hat{A}_i^t$ را با استفاده از تابع ارزش فعلی V_{ϕ_i} محاسبه کنید.

۵: برای هر عامل i، سیاست را با به حداکثر رساندن تابع هدف PPO-Clip به‌روزرسانی کنید:

$$\theta_{i,k+1} = \arg\max_{\theta_i} \frac{1}{|\mathcal{D}_k|} \sum_{(o_i,a_i)\in\mathcal{D}_k} \min\left(\frac{\pi_{\theta_i}(a_i|o_i)}{\pi_{\theta_{i,k}}(a_i|o_i)}\hat{A}_i, \quad g(\epsilon, \hat{A}_i)\right)$$

۶: برای هر عامل i، تابع ارزش را با رگرسیون بر روی میانگین مربعات خطا به‌روزرسانی کنید:

$$\phi_{i,k+1} = \arg\min_{\phi_i} \frac{1}{|\mathcal{D}_k|} \sum_{(o_i)\in\mathcal{D}_k} \left(V_{\phi_i}(o_i) - \hat{R}_i\right)^2$$

۶-۶-۶ مزایای MAPPO در بازی‌های مجموع‌صفر

MAPPO مزایای زیر را نسبت به سایر الگوریتم‌های چندعاملی در بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر ارائه می‌دهد:

- **پایداری یادگیری:** مکانیسم کلیپ PPO از به‌روزرسانی‌های بزرگ سیاست جلوگیری می‌کند که به پایداری بیشتر در محیط‌های غیرایستای چندعاملی منجر می‌شود.
- **کارایی نمونه:** نسبت به الگوریتم‌های خارج از سیاست مانند MATD3 و MASAC، MAPPO معمولاً کارایی نمونه بهتری دارد و به داده‌های کمتری برای یادگیری نیاز دارد.
- **اکتشاف سیاست‌محور:** اکتشاف ذاتی از طریق سیاست‌های تصادفی به جای افزودن نویز به اعمال، به اکتشاف کارآمدتر فضای حالت-عمل کمک می‌کند.
- **مقیاس‌پذیری:** MAPPO به راحتی به سیستم‌های با تعداد بیشتری از عامل‌ها قابل گسترش است، اگرچه در این پژوهش بر بازی‌های دوعاملی تمرکز شده‌است.

در مجموع، MAPPO ترکیبی از سادگی و کارایی PPO با رویکردهای چندعاملی را ارائه می‌دهد که آن را به گزینه‌ای قدرتمند برای یادگیری در بازی‌های دوعاملیِ مجموع‌صفر تبدیل می‌کند.

۶-۷ تنظیمات آزمایشی

۶-۸ نتایج عملکرد الگوریتم‌ها

۶-۹ تحلیل پایداری و همگرایی

۶-۱۰ مقایسه روش‌های تک‌عاملی و چندعاملی

۶-۱۱ ارزیابی مقاومت الگوریتم‌ها در برابر اختلالات

۶-۱۲ تحلیل آماری نتایج

۶-۱۳ بحث و تفسیر نتایج

۶-۱۴ مقایسه با معیارهای مرجع

۶-۱۵ جمع‌بندی و پیشنهادات آتی

فصل ۷

سخت افزار در حلقه عملکرد عامل در محیط

فصل ۸

ارزیابی و نتایج یادگیری

در این فصل، نتایج حاصل از فرآیند یادگیری تقویتی در محیط سه‌جسمی ارائه و تحلیل شده است. هدف، بررسی عملکرد الگوریتم‌های استفاده‌شده و ارزیابی توانایی آن‌ها در دستیابی به اهداف تعیین‌شده می‌باشد.

۸-۱ تنظیمات آزمایشی

تنظیمات شبیه‌سازی، شامل پارامترهای محیط، نرخ یادگیری، و اندازه بافر تجربه، در این بخش تشریح شده است.

۸-۲ نتایج عملکرد الگوریتم‌ها

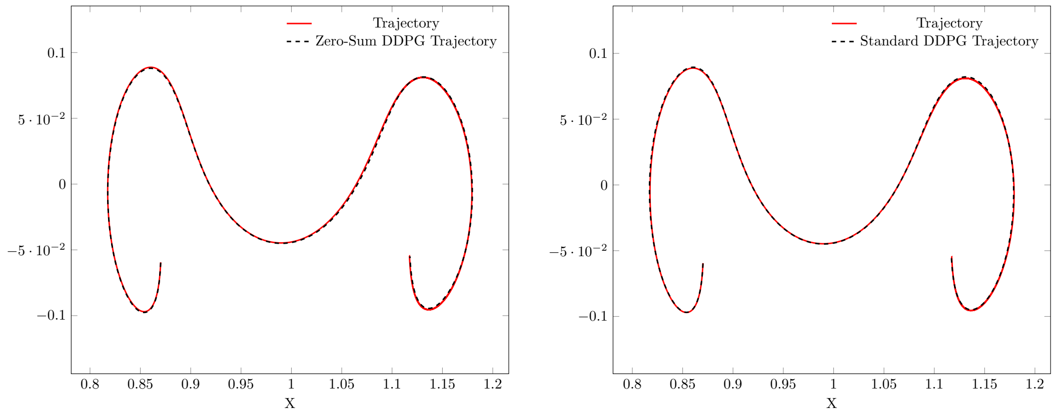
نتایج عملکرد الگوریتم‌های DDPG، PPO، SAC، و TD3 با معیارهایی نظیر زمان رسیدن به هدف و مصرف سوخت گزارش شده است.

۸-۳ تحلیل پایداری و همگرایی

پایداری و سرعت همگرایی فرآیند یادگیری با استفاده از نمودارهای پاداش و معیارهای عددی مورد بررسی قرار گرفته است.

۸-۴ مقایسه با معیارهای مرجع

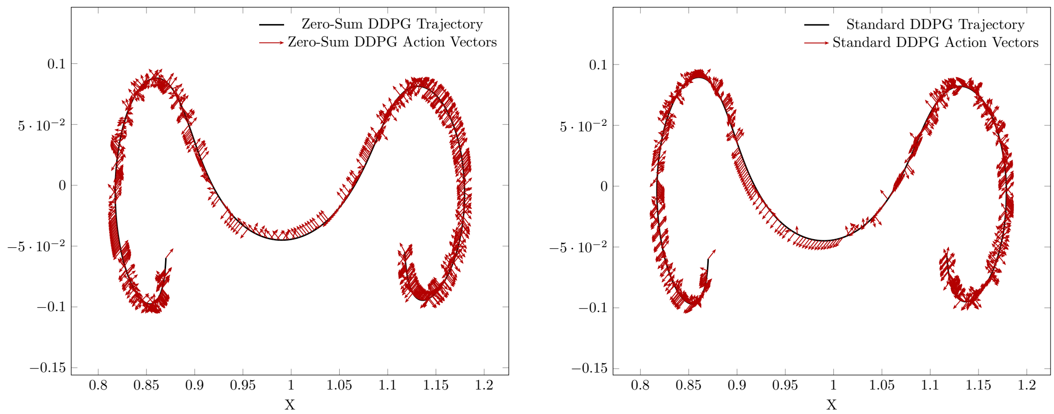
عملکرد الگوریتم‌ها با روش‌های مرجع مقایسه شده تا برتری‌ها و محدودیت‌های آن‌ها مشخص گردد.



(آ) DDPG استاندارد

(ب) DDPG بازی مجموع‌صفر

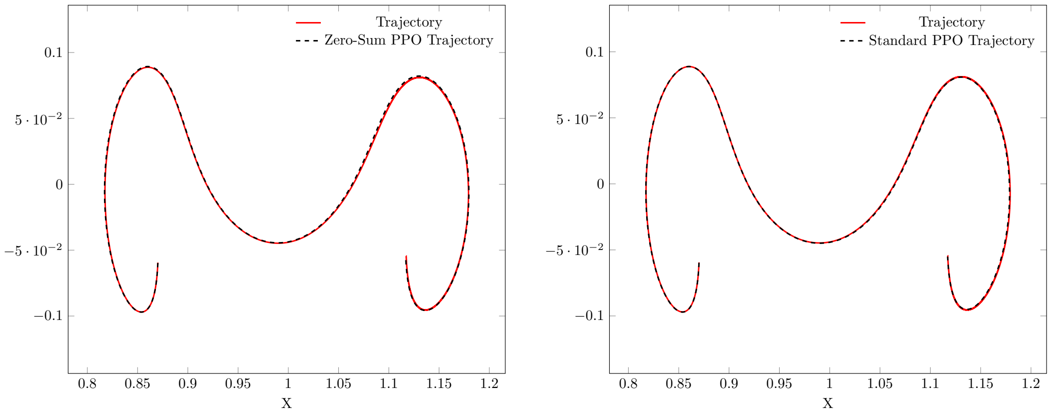
شکل ۸-۱: مقایسه مسیر طی شده در دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی DDPG



(آ) DDPG استاندارد

(ب) DDPG بازی مجموع‌صفر

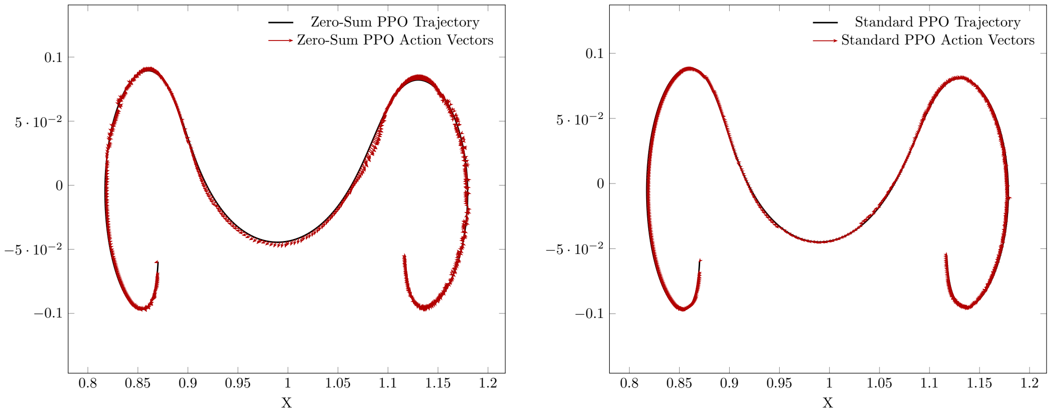
شکل ۸-۲: مقایسه مسیر و فرمان پیشران دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی DDPG



(آ) PPO استاندارد

(ب) PPO بازی مجموع‌صفر

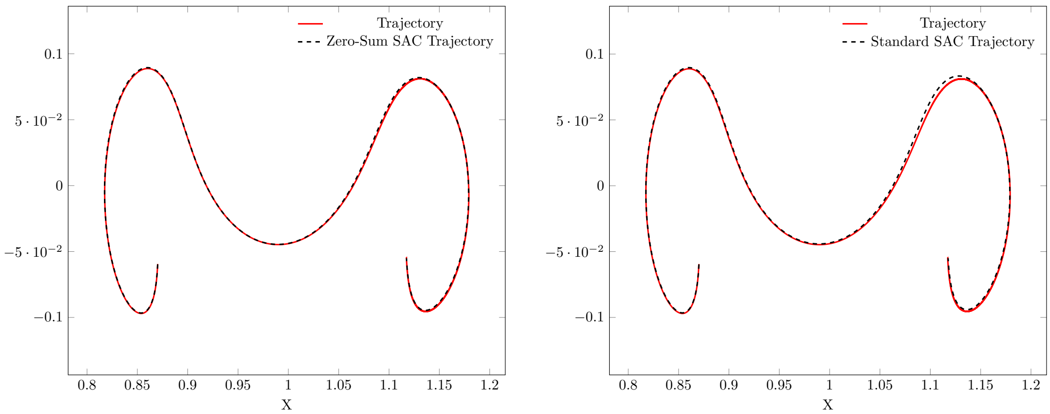
شکل ۸-۳: مقایسه مسیر طی شده در دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی PPO



(آ) PPO استاندارد

(ب) PPO بازی مجموع‌صفر

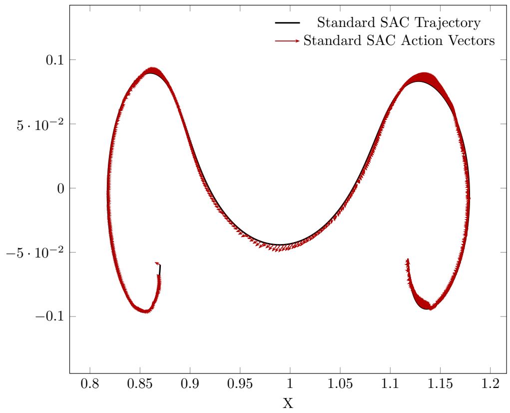
شکل ۸-۴: مقایسه مسیر و فرمان پیشران دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی PPO



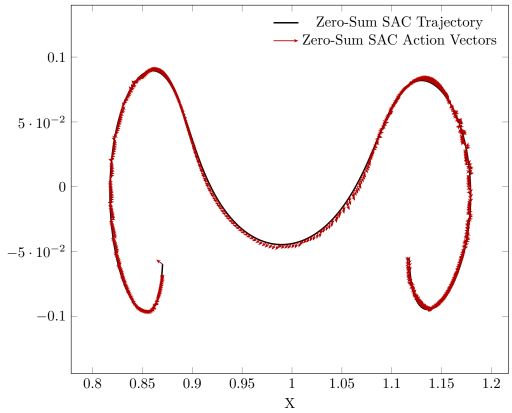
(آ) SAC استاندارد

(ب) SAC بازی مجموع‌صفر

شکل ۸-۵: مقایسه مسیر طی شده در دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی SAC

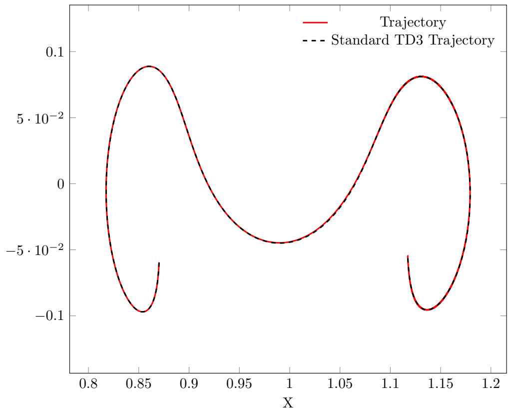


(آ) SAC استاندارد

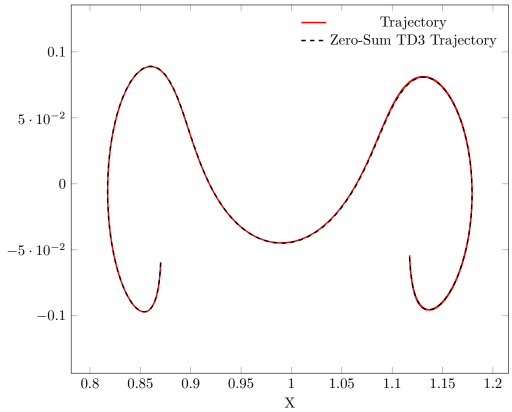


(ب) SAC بازی مجموع‌صفر

شکل ۸-۶: مقایسه مسیر و فرمان پیشران دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی SAC

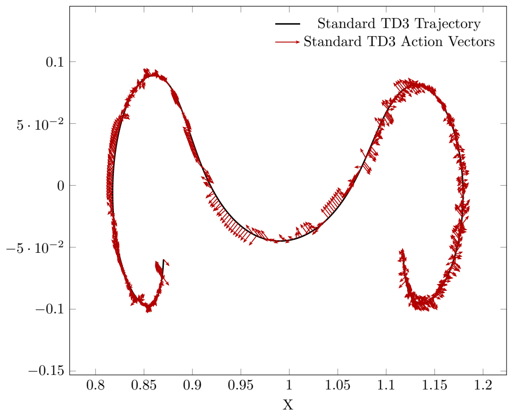


(آ) TD3 استاندارد

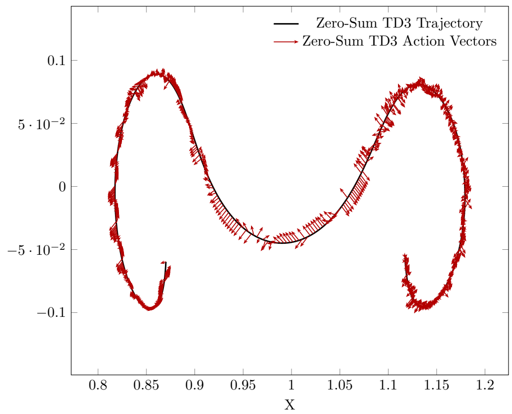


(ب) TD3 بازی مجموع‌صفر

شکل ۸-۷: مقایسه مسیر طی شده در دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی TD3

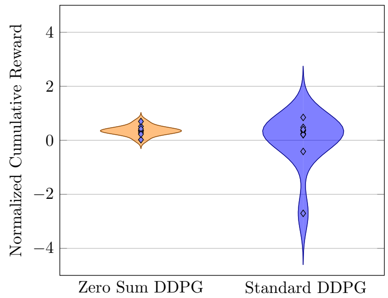


(آ) TD3 استاندارد

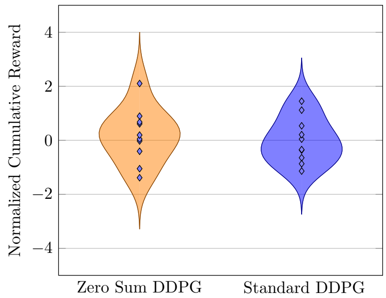


(ب) TD3 بازی مجموع‌صفر

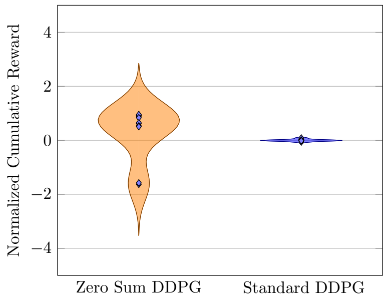
شکل ۸-۸: مقایسه مسیر و فرمان پیشران دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی TD3



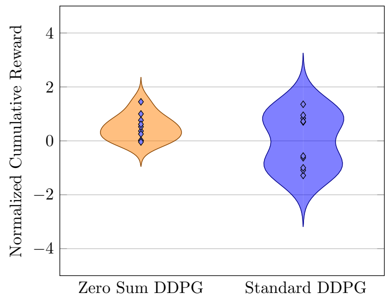
(آ) شرایط اولیه تصادفی



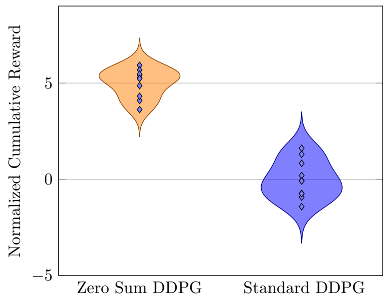
(ب) اغتشاش در عملگرها



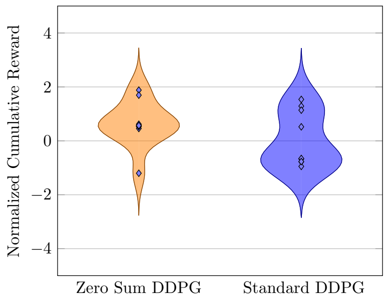
(ج) عدم تطابق مدل



(د) مشاهده ناقص

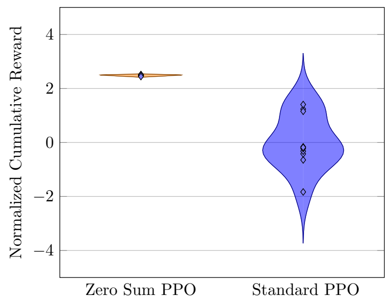


(ه) نویز حسگر

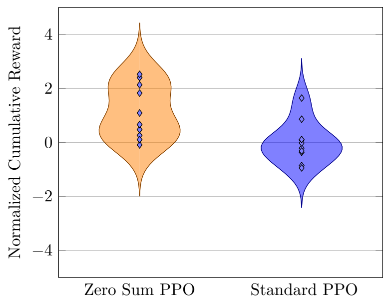


(و) تأخیر زمانی

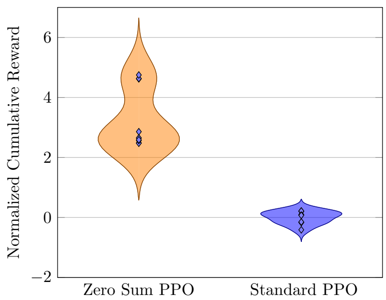
شکل ۸-۹: مقایسه مجموع پاداش دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی DDPG در سناریوهای مختلف



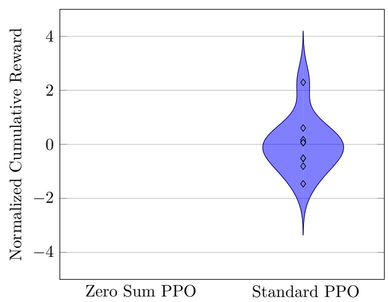
(آ) شرایط اولیه تصادفی



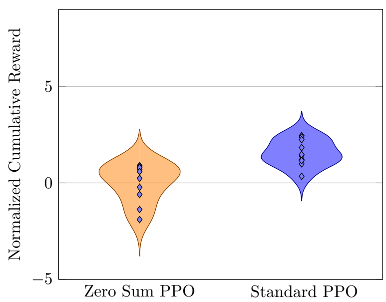
(ب) اغتشاش در عملگرها



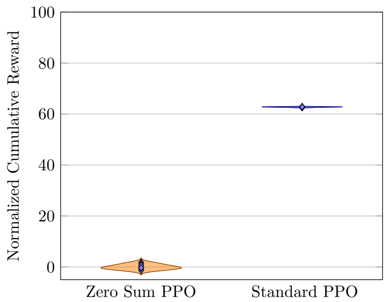
(ج) عدم تطابق مدل



(د) مشاهده ناقص

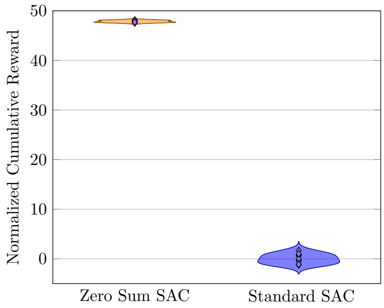


(ه) نویز حسگر

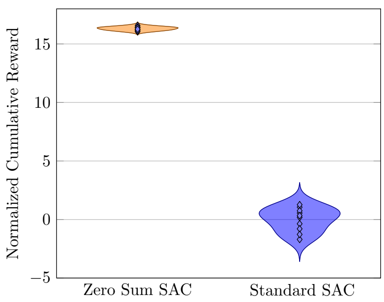


(و) تأخیر زمانی

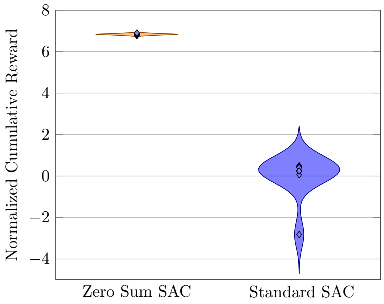
شکل ۸-۱۰: مقایسه مجموع پاداش دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی PPO در سناریوهای مختلف



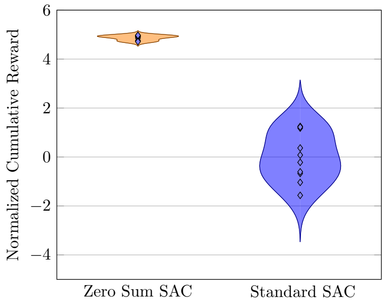
(آ) شرایط اولیه تصادفی



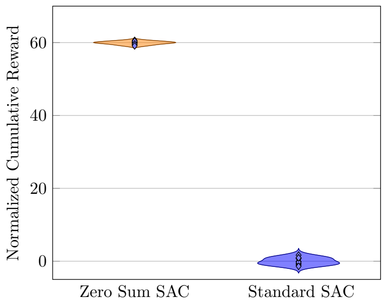
(ب) اغتشاش در عملگرها



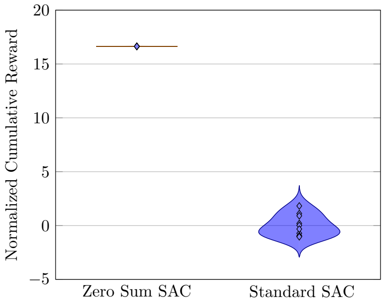
(ج) عدم تطابق مدل



(د) مشاهده ناقص

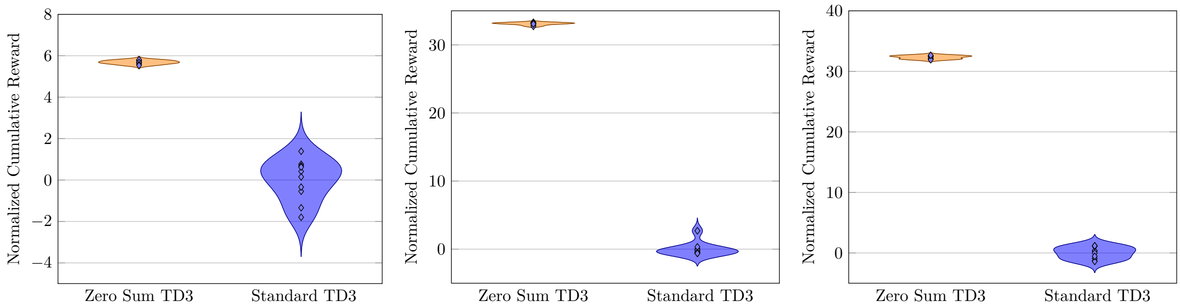


(ه) نویز حسگر

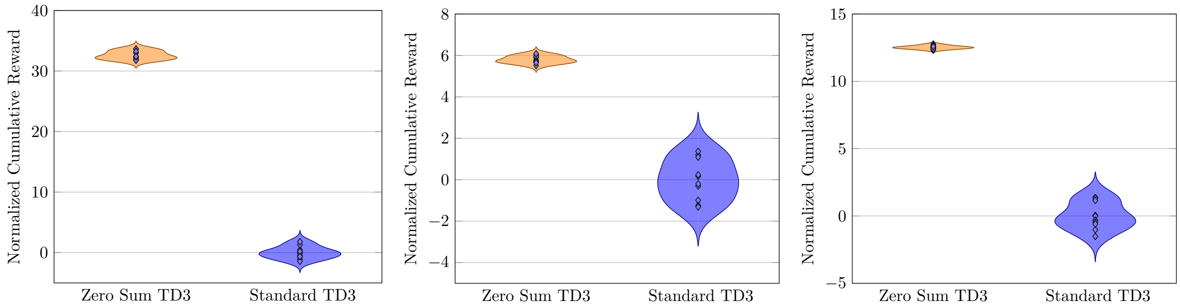


(و) تأخیر زمانی

شکل ۸-۱۱: مقایسه مجموع پاداش دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی SAC در سناریوهای مختلف

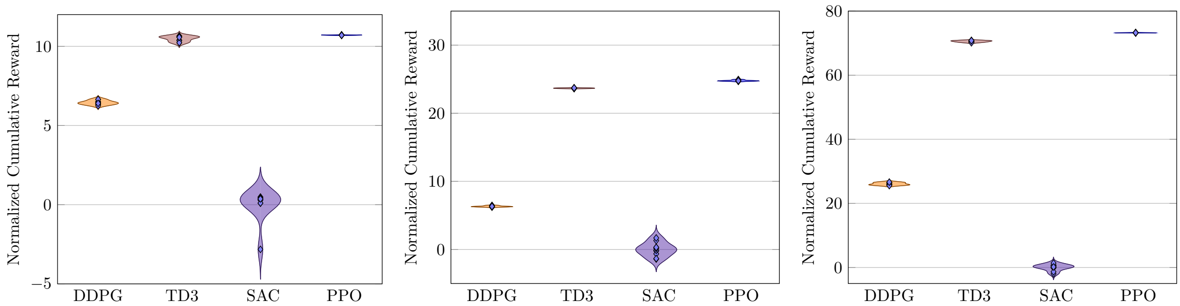


(آ) شرایط اولیه تصادفی (ب) اغتشاش در عملگرها (ج) عدم تطابق مدل

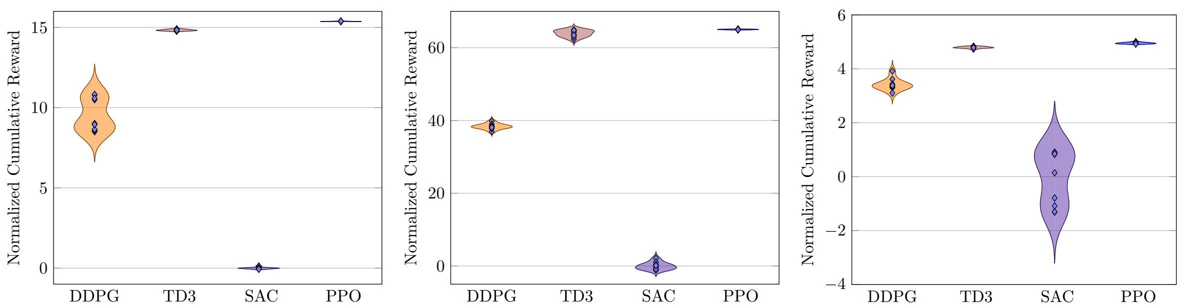


(د) مشاهده ناقص (ه) نویز حسگر (و) تأخیر زمانی

شکل ۸-۱۲: مقایسه مجموع پاداش دو الگوریتم تک‌عاملی و چندعاملی TD3 در سناریوهای مختلف

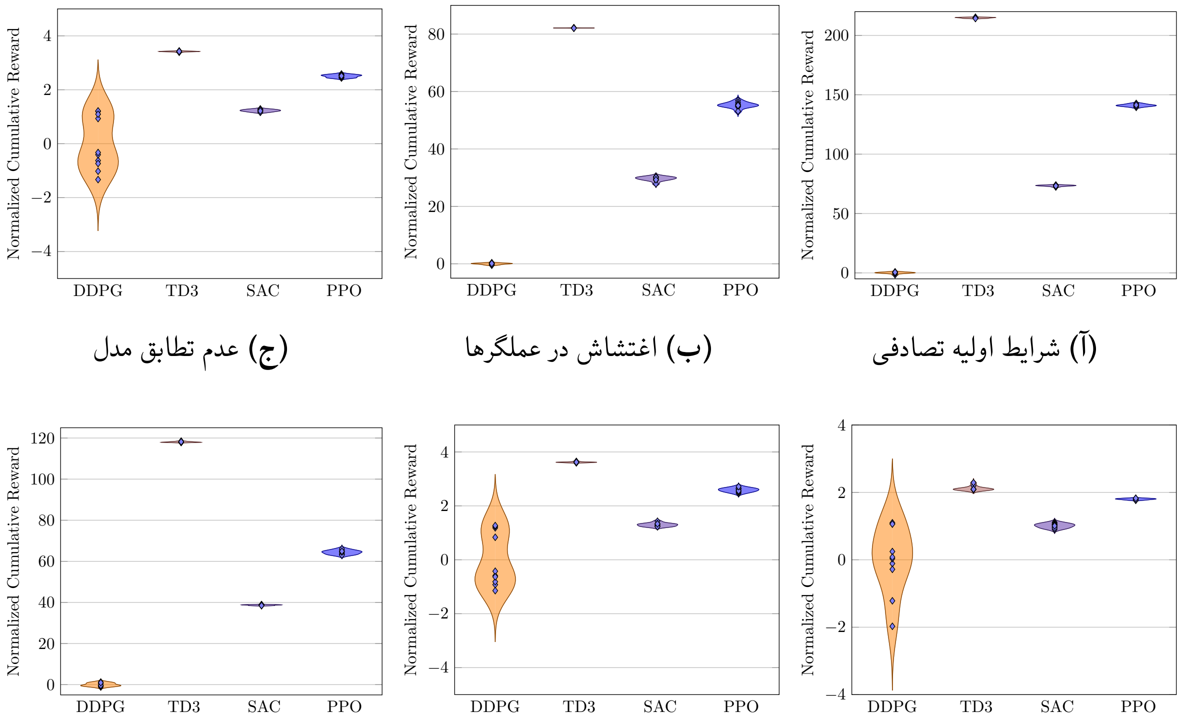


(آ) شرایط اولیه تصادفی (ب) اغتشاش در عملگرها (ج) عدم تطابق مدل



(د) مشاهده ناقص (ه) نویز حسگر (و) تأخیر زمانی

شکل ۸-۱۳: مقایسه مجموع پاداش الگوریتم‌های تک‌عاملی در سناریوهای مختلف



(آ) شرایط اولیه تصادفی

(ب) اغتشاش در عملگرها

(ج) عدم تطابق مدل

(د) مشاهده ناقص

(ه) نویز حسگر

(و) تأخیر زمانی

شکل ۸-۱۴: مقایسه مجموع پاداش الگوریتم‌های چندعاملی در سناریوهای مختلف

Bibliography

[1] J. Achiam. Spinning Up in Deep Reinforcement Learning. 2018.

[2] R. S. Sutton and A. G. Barto. *Reinforcement Learning: An Introduction.* MIT Press, Cambridge, MA, second edition, 2018.

[3] M. A. Vavrina, J. A. Englander, S. M. Phillips, and K. M. Hughes. Global, multi-objective trajectory optimization with parametric spreading. In *AAS AIAA Astrodynamics Specialist Conference 2017*, 2017. Tech. No. GSFC-E-DAA-TN45282.

[4] C. Ocampo. Finite burn maneuver modeling for a generalized spacecraft trajectory design and optimization system. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1017:210–233, 2004.

[5] B. G. Marchand, S. K. Scarritt, T. A. Pavlak, and K. C. Howell. A dynamical approach to precision entry in multi-body regimes: Dispersion manifolds. *Acta Astronautica*, 89:107–120, 2013.

[6] A. F. Haapala and K. C. Howell. A framework for constructing transfers linking periodic libration point orbits in the spatial circular restricted three-body problem. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 26(05):1630013, 2016.

[7] B. Gaudet, R. Linares, and R. Furfaro. Six degree-of-freedom hovering over an asteroid with unknown environmental dynamics via reinforcement learning. In *20th AIAA Scitech Forum*, Orlando, Florida, 2020.

[8] B. Gaudet, R. Linares, and R. Furfaro. Terminal adaptive guidance via reinforcement meta-learning: Applications to autonomous asteroid close-proximity operations. *Acta Astronautica*, 171:1–13, 2020.

[9] A. Rubinsztejn, R. Sood, and F. E. Laipert. Neural network optimal control in astrodynamics: Application to the missed thrust problem. *Acta Astronautica*, 176:192–203, 2020.

[10] T. A. Estlin, B. J. Bornstein, D. M. Gaines, R. C. Anderson, D. R. Thompson, M. Burl, R. Castaño, and M. Judd. Aegis automated science targeting for the mer opportunity rover. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 3:1–19, 2012.

[11] R. Francis, T. Estlin, G. Doran, S. Johnstone, D. Gaines, V. Verma, M. Burl, J. Frydenvang, S. Montano, R. Wiens, S. Schaffer, O. Gasnault, L. Deflores, D. Blaney, and B. Bornstein. Aegis autonomous targeting for chemcam on mars science laboratory: Deployment and results of initial science team use. *Science Robotics*, 2, 2017.

[12] S. Higa, Y. Iwashita, K. Otsu, M. Ono, O. Lamarre, A. Didier, and M. Hoffmann. Vision-based estimation of driving energy for planetary rovers using deep learning and terramechanics. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 4:3876–3883, 2019.

[13] B. Rothrock, J. Papon, R. Kennedy, M. Ono, M. Heverly, and C. Cunningham. Spoc: Deep learning-based terrain classification for mars rover missions. In *AIAA Space and Astronautics Forum and Exposition, SPACE 2016*. American Institute of Aeronautics and Astronautics Inc, AIAA, 2016.

[14] K. L. Wagstaff, G. Doran, A. Davies, S. Anwar, S. Chakraborty, M. Cameron, I. Daubar, and C. Phillips. Enabling onboard detection of events of scientific interest for the europa clipper spacecraft. In *25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, pages 2191–2201, Anchorage, Alaska, 2019.

[15] B. Dachwald. Evolutionary neurocontrol: A smart method for global optimization of low-thrust trajectories. In *AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference and Exhibit*, pages 1–16, Providence, Rhode Island, 2004.

[16] S. D. Smet and D. J. Scheeres. Identifying heteroclinic connections using artificial neural networks. *Acta Astronautica*, 161:192–199, 2019.

[17] N. L. O. Parrish. *Low Thrust Trajectory Optimization in Cislunar and Translunar Space*. PhD thesis, University of Colorado Boulder, 2018.

[18] N. Heess, D. TB, S. Sriram, J. Lemmon, J. Merel, G. Wayne, Y. Tassa, T. Erez, Z. Wang, S. M. A. Eslami, M. A. Riedmiller, and D. Silver. Emergence of locomotion behaviours in rich environments. *CoRR*, abs/1707.02286, 2017.

[19] D. Silver, J. Schrittwieser, K. Simonyan, I. Antonoglou, A. Huang, A. Guez, T. Hubert, L. Baker, M. Lai, A. Bolton, Y. Chen, T. Lillicrap, F. Hui, L. Sifre, G. van den

Driessche, T. Graepel, and D. Hassabis. Mastering the game of go without human knowledge. *Nature*, 550, 2017.

[20] R. Furfaro, A. Scorsoglio, R. Linares, and M. Massari. Adaptive generalized zem-zev feedback guidance for planetary landing via a deep reinforcement learning approach. *Acta Astronautica*, 171:156–171, 2020.

[21] B. Gaudet, R. Linares, and R. Furfaro. Deep reinforcement learning for six degrees of freedom planetary landing. *Advances in Space Research*, 65:1723–1741, 2020.

[22] B. Gaudet, R. Furfaro, and R. Linares. Reinforcement learning for angle-only intercept guidance of maneuvering targets. *Aerospace Science and Technology*, 99, 2020.

[23] D. Guzzetti. Reinforcement learning and topology of orbit manifolds for station-keeping of unstable symmetric periodic orbits. In *AAS/AIAA Astrodynamics Specialist Conference*, Portland, Maine, 2019.

[24] J. A. Reiter and D. B. Spencer. Augmenting spacecraft maneuver strategy optimization for detection avoidance with competitive coevolution. In *20th AIAA Scitech Forum*, Orlando, Florida, 2020.

[25] A. Das-Stuart, K. C. Howell, and D. C. Folta. Rapid trajectory design in complex environments enabled by reinforcement learning and graph search strategies. *Acta Astronautica*, 171:172–195, 2020.

[26] D. Miller and R. Linares. Low-thrust optimal control via reinforcement learning. In *29th AAS/AIAA Space Flight Mechanics Meeting*, Ka'anapali, Hawaii, 2019.

[27] C. J. Sullivan and N. Bosanac. Using reinforcement learning to design a low-thrust approach into a periodic orbit in a multi-body system. In *20th AIAA Scitech Forum*, Orlando, Florida, 2020.

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

[29] J. Schulman, S. Levine, P. Moritz, M. I. Jordan, and P. Abbeel. Trust region policy optimization. In *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning (ICML)*, pages 1889–1897, 2015.

[30] V. Mnih, A. P. Badia, M. Mirza, A. Graves, T. P. Lillicrap, T. Harley, D. Silver, and K. Kavukcuoglu. Asynchronous methods for deep reinforcement learning. In *Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning (ICML)*, pages 1928–1937, 2016. arXiv:1602.01783.

[31] T. P. Lillicrap, J. J. Hunt, A. Pritzel, N. Heess, T. Erez, Y. Tassa, D. Silver, and D. Wierstra. Continuous control with deep reinforcement learning, 2019.

[32] J. Schulman, F. Wolski, P. Dhariwal, A. Radford, and O. Klimov. Proximal policy optimization algorithms. *arXiv preprint*, arXiv:1707.06347, 2017.

[33] S. Fujimoto, H. V. Hoof, and D. Meger. Addressing function approximation error in actor-critic methods. In *Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning (ICML)*, pages 1587–1596, 2018.

[34] T. Haarnoja, A. Zhou, P. Abbeel, and S. Levine. Soft actor-critic: Off-policy maximum entropy deep reinforcement learning with a stochastic actor. In *Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning (ICML)*, pages 1861–1870, 2018.

[35] A. Kumar, A. Zhou, G. Tucker, and S. Levine. Conservative q-learning for offline reinforcement learning. In *Advances in Neural Information Processing Systems 33 (NeurIPS)*, pages 1179–1191, 2020.

[36] K. Prudencio, J. L. Xiang, and A. T. Cemgil. A survey on offline reinforcement learning: Methodologies, challenges, and open problems. *arXiv preprint*, arXiv:2203.01387, 2022.

[37] J. GarcÃa and F. FernÃ¡ndez. A comprehensive survey on safe reinforcement learning. *Journal of Machine Learning Research*, 16(42):1437–1480, 2015.

[38] F. Ghazalpour, S. Samangouei, and R. Vaughan. Hierarchical reinforcement learning: A comprehensive survey. *ACM Computing Surveys*, 54(12):1–35, 2021.

[39] K. Song, J. Zhu, Y. Chow, D. Psomas, and M. Wainwright. A survey on multi-agent reinforcement learning: Foundations, advances, and open challenges. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024. In press, arXiv:2401.01234.

[40] D. Silver, A. Huang, C. J. Maddison, A. Guez, L. Sifre, G. V. D. Driessche, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, V. Panneershelvam, M. Lanctot, S. Dieleman, D. Grewe, J. Nham, N. Kalchbrenner, I. Sutskever, T. Lillicrap, M. Leach,

K. Kavukcuoglu, T. Graepel, and D. Hassabis. Mastering the game of go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587):484–489, 2016.

[41] O. Vinyals, I. Babuschkin, W. Czarnecki, M. Mathieu, A. Dudzik, J. Chung, et al. Grandmaster level in starcraft ii using multi-agent reinforcement learning. *Nature*, 575(7782):350–354, 2019.

[42] L. Espeholt, H. Soyer, R. Munos, K. Simonyan, V. Mnih, T. Ward, Y. Doron, V. Firoiu, T. Harley, I. Dunning, S. Legg, and K. Kavukcuoglu. Impala: Scalable distributed deep-rl with importance weighted actor-learner architectures. In *Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning (ICML)*, pages 1407–1416, 2018.

[43] M. Tan. Multi-agent reinforcement learning: Independent vs. cooperative agents. In *Proceedings of the 10th International Conference on Machine Learning (ICML)*, pages 330–337, 1993.

[44] L. Panait and S. Luke. Cooperative multi-agent learning: The state of the art. *Autonomous Robots*, 8(3):355–377, 2005.

[45] L. Buşoniu, R. Babuška, and B. D. Schutter. A comprehensive survey of multiagent reinforcement learning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C*, 38(2):156–172, 2008.

[46] R. Lowe, Y. Wu, A. Tamar, J. Harb, P. Abbeel, and I. Mordatch. Multi-agent actor-critic for mixed cooperative-competitive environments. In *Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NeurIPS)*, pages 6379–6390, 2017.

[47] P. Sunehag, G. Lever, A. Gruslys, W. Czarnecki, V. Zambaldi, M. Jaderberg, M. Lanctot, N. Sonnerat, J. Z. Leibo, K. Tuyls, and T. Graepel. Value-decomposition networks for cooperative multi-agent learning. In *Proceedings of the 17th International Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems (AAMAS)*, 2018. arXiv:1706.05296.

[48] T. Rashid, M. Samvelyan, C. S. de Witt, G. Farquhar, J. Foerster, and S. Whiteson. Qmix: Monotonic value function factorisation for deep multi-agent reinforcement learning. In *Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning (ICML)*, pages 4292–4301, 2018.

[49] M. Samvelyan, T. Rashid, C. S. de Witt, G. Farquhar, J. Foerster, N. Nardelli, T. G. J. Rudner, and et al. The starcraft multi-agent challenge. *arXiv preprint*, arXiv:1902.04043, 2019.

[50] K. Son, D. Kim, W. J. Kang, D. E. Hostallero, and Y. Yi. Qtran: Learning to factorize with transformation for cooperative multi-agent reinforcement learning. In *Proceedings of the International Conference on Machine Learning (ICML)*, pages 5887–5896, 2019.

[51] A. Mahajan, T. Rashid, M. Samvelyan, and S. Whiteson. Maven: Multi-agent variational exploration. In *Advances in Neural Information Processing Systems 32 (NeurIPS)*, pages 7611–7622, 2019.

[52] T. Wang, Y. Jiang, T. Da, W. Zhang, and J. Wang. Roma: Multi-agent reinforcement learning with emergent roles. In *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning (ICML)*, pages 9876–9886, 2020.

[53] K. Zhang, Z. Yang, and T. Başar. Multi-agent reinforcement learning: A selective overview of theories and algorithms. *Handbook of RL and Control*, 2021. arXiv:2106.05230.

[54] A. Mitriakov, P. Papadakis, J. Kerdreux, and S. Garlatti. Reinforcement learning based, staircase negotiation learning: Simulation and transfer to reality for articulated tracked robots. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 28(4):10–20, 2021.

[55] Y. Yu et al. Heterogeneous-agent reinforcement learning: An overview. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022. In press, arXiv:2203.00596.

[56] D. Vallado and W. McClain. *Fundamentals of Astrodynamics and Applications*. Fundamentals of Astrodynamics and Applications. Microcosm Press, 2001.

[57] D. Silver, G. Lever, N. Heess, T. Degris, D. Wierstra, and M. Riedmiller. Deterministic policy gradient algorithms. In *International conference on machine learning*, pages 387–395. Pmlr, 2014.

[58] M. Abadi, A. Agarwal, P. Barham, E. Brevdo, Z. Chen, C. Citro, G. S. Corrado, A. Davis, J. Dean, M. Devin, S. Ghemawat, I. Goodfellow, A. Harp, G. Irving, M. Isard, Y. Jia, R. Jozefowicz, L. Kaiser, M. Kudlur, J. Levenberg, D. Mané, R. Monga, S. Moore, D. Murray, C. Olah, M. Schuster, J. Shlens, B. Steiner, I. Sutskever, K. Talwar, P. Tucker, V. Vanhoucke, V. Vasudevan, F. Viégas, O. Vinyals, P. Warden, M. Wattenberg, M. Wicke, Y. Yu, and X. Zheng. TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems, 2015. Software available from tensorflow.org.

[59] S. Fujimoto, H. van Hoof, and D. Meger. Addressing function approximation error in actor-critic methods, 2018.

[60] A. Paszke, S. Gross, S. Chintala, G. Chanan, E. Yang, Z. DeVito, Z. Lin, A. Desmaison, L. Antiga, and A. Lerer. Automatic differentiation in pytorch. 2017.

[61] T. Haarnoja, A. Zhou, P. Abbeel, and S. Levine. Soft actor-critic: Off-policy maximum entropy deep reinforcement learning with a stochastic actor. *CoRR*, abs/1801.01290, 2018.

Abstract

In this study, a quadcopter stand with three degrees of freedom was controlled using game theory-based control. The first player tracks a desired input, and the second player creates a disturbance in the tracking of the first player to cause an error in the tracking. The move is chosen using the Nash equilibrium, which presupposes that the other player made the worst move.. In addition to being resistant to input interruptions, this method may also be resilient to modeling system uncertainty. This method evaluated the performance through simulation in the Simulink environment and implementation on a three-degree-of-freedom stand.

Keywords: Quadcopter, Differential Game, Game Theory, Nash Equilibrium, Three Degree of Freedom Stand, Model Base Design, Linear Quadratic Regulator

Sharif University of Technology

Department of Aerospace Engineering

Master Thesis

Robust Reinforcement Learning Differential Game Guidance in Low-Thrust, Multi-Body Dynamical Environments

By:

Ali BaniAsad

Supervisor:

Dr.Hadi Nobahari

December 2024