



فرم تعریف پروژه کارشناسی ارشد

تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰
شماره:
پیوست:

نام و نام خانوادگی: علی بنی‌اسد
شماره دانشجویی: ۴۰۱۲۰۹۲۴۴
معدل: ۱۶/۳۴
گرایش: فضا
تعداد واحدهای گذرانده: ۱۵
استاد راهنما: دکتر نوبهارى
استاد راهنمای همکار:
تعداد واحد پروژه: ۶
استاد ممتحن:

عنوان کامل پروژه:

فارسی:

هدایت بازی دیفرانسیلی با استفاده از یادگیری تقویتی مقاوم در محیط‌های پویا چندجسمی با پیشران کم
انگلیسی:

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

نوع پروژه: ■ کاربردی: ■ بنیادی: □ توسعه‌ای: ■

معرفی موضوع:

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 اغلب نیازمند به مفروضات ساده‌کننده، منابع محاسباتی فراوان و شرایط اولیه مناسب هستند. الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری تقویتی این توانایی را دارند بدون مشکلات اشاره شده هدایت را انجام دهند. به همین دلیل، این الگوریتم‌ها می‌توانند امکان محاسبات درونی (On-board Computing) برآورده کنند.

اهمیت موضوع:

محاسبات درونی برای هدایت فضاپیما در محیط‌های پیچیده دینامیکی چند بدنه، از اهمیت بالایی برخوردار است. رویکردهای قدیمی برای هدایت فضاپیما اغلب به ایستگاه‌های کنترلی مبتنی بر زمین متکی هستند که می‌توانند در معرض خرابی ارتباطات، تاخیرهای زمانی و محدودیت‌های انتقال داده باشند.

کاربردها:

کاربردهای الگوریتم هدایت به صورت محاسبات درونی، در ماموریت‌های مختلف فضایی در ادامه آورده شده است. این الگوریتم هدایت می‌تواند در ماموریت‌های فضایی مختلفی مانند ماموریت‌های ماهواره‌ای، ماموریت‌های سفر به ماه و ماموریت‌های نزدیک به زمین مورد استفاده قرار گیرد.

۱. هدایت خودکار فضاپیماها: این الگوریتم هدایت توانایی انجام مانورها، تعقیب مسیرهای مرجع بین مدارهای مختلف و بهبود اشتباهات را در محیط‌های پویا و پیچیده فضایی به صورت خودکار و بدون نیاز به ایستگاه زمینی را دارد.

۲. حل مسائل پیچیده هدایت: این الگوریتم هدایت برای حل مسائل پیچیده هدایت فضایی که نیازمند تصمیم‌گیری در زمان واقعی و مطابق با متغیرهای محیطی می‌باشند، استفاده می‌شود. از جمله این مسائل می‌توان به تغییر مسیر در محیط‌های پیچیده، تنظیمات نیروی پیشران و اصلاح وضعیت نسبت به مدارهای مرجع اشاره کرد.

۳. هدایت در محیط‌های نامطمئن: الگوریتم توانایی هدایت در محیط‌های نامطمئن و بدون نیاز به مدل دقیق محیط فضایی را دارد. این موضوع در مواقعی که مدل‌سازی دقیق مدل‌های دینامیکی مشکل باشد، قابل اجرا است.



فرم تعریف پروژه کارشناسی ارشد

تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰
شماره:
پیوست:

۴. استفاده در ماموریت‌های متنوع: این الگوریتم امکان استفاده در ماموریت‌های مختلف فضایی را دارد. از جمله ماموریت‌های مختلف می‌توان به ماموریت‌های ماهواره‌ای، تعمیر و نگهداری ماموریت فضایی، تعقیب اهداف در مدارهای مختلف و انجام مانورهای پیچیده اشاره کرد.

تعریف دقیق مسئله:

در پژوهش حاضر، مسأله هدایت فضاپیما برای سیستم زمین-ماه با استفاده از مدل دینامیکی سه‌جسم محدود دایره‌ای^۱ مطرح می‌شود. در این مسأله، یک فضاپیما با سیستم پیشران کم به یک مسیر مرجع در سیستم CR3BP منتقل می‌شود. شرایط اولیه فضاپیما از مسیر مرجع انحراف‌های تصادفی دارند. هدف از این پژوهش، توسعه یک الگوریتم هدایت حلقه بسته با استفاده از اصول یادگیری تقویتی بر مبنای بازی دیفرانسیلی است که به فضاپیما اجازه می‌دهد با فرض بدترین اغتشاش به محیط مرجع بازگردد، مسیر مرجع را دنبال کرده و به مدار مقصد برسد. بازی دیفرانسیلی موجب می‌شود الگوریتم هدایت نه تنها بهینه باشد بلکه مقاوم نیز باشد.

فرضیات مسئله:

- مدل دینامیکی مسأله، مسأله سه‌جسم محدود دایره‌ای سیستم زمین-ماه است. این فرضیه یک سیستم دوجسمی ساده است که فضاپیما را به عنوان جسم سوم بسیار کوچک فرض می‌کند.
- حرکت فضاپیما تنها در صفحه اتفاق می‌افتد و تنها نیروهای گرانشی و اغتشاش در نظر گرفته می‌شوند.
- فضاپیما به یک سیستم پیشران کم مجهز است که شعاع تاثیر مشخصی دارد. میزان و جهت پیشران به صورت مستمر تغییر کرده و قابل تنظیم است.
- مسأله هدایت شامل انتقال بین مدارهای دوره‌ای (مدارهای لیپانوف) در مدل CR3BP زمین-ماه است.
- محیط یادگیری تقویتی ویژگی‌های مارکوف را دارد، به این معنا که وضعیت فعلی تمام اطلاعات لازم برای پیش‌بینی وضعیت‌های آینده را فراهم می‌کند.
- فضاپیما در مسیر نزدیک به مرجع با فرض بدترین اغتشاش می‌ماند تا به مدار مقصد برسد.

¹Circular Restricted Three-Body Problem (CR3BP)



تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰

شماره:

پیوست:

روش انجام کار:

• مرحله ۱: مدل سازی و شبیه سازی محیط دینامیکی

- پیاده سازی مدل دینامیکی محیط مورد نظر انجام می شود. این مدل باید شامل تمام جوانب مهم محیط از جمله قوانین حرکت، ابعاد فضایی و وضعیت اولیه باشد.
- مدل دینامیکی محیط به صورتی که اطلاعات مورد نیاز برای یادگیری تقویتی (مانند وضعیت فعلی) را تامین کند، ایجاد می شود.

• مرحله ۲: ایجاد و آموزش بازیگر هدایت

- در این مرحله، بازیگری برای انجام هدایت در محیط خود ایجاد می شود. این بازیگر مسئول انتخاب اعمال (اعمال کم پیشران) بر اساس وضعیت فعلی محیط است.
- از الگوریتم های یادگیری تقویتی مختلف مانند Q-Learning، Deep Q-Networks (DQN)، یا Proximal Policy Optimization (PPO) برای ایجاد بازیگر هدایت استفاده می شود. انتخاب الگوریتم بستگی به محیط و اهداف آموزش دارد.

پیشینه ی موضوع:

پژوهش های خارجی:

هدایت فضاپیماها معمولاً با استفاده از ایستگاه های زمینی انجام می شود. با این حال، این تکنیک ها دارای محدودیت هایی از جمله حساسیت به قطع ارتباطات، تاخیرهای زمانی، و محدودیت های منابع محاسباتی هستند. الگوریتم های یادگیری تقویتی و بازی های دیفرانسیلی می توانند برای بهبود قابلیت های 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 می شود. این روش ها می توانند از تکنیک های بهینه سازی فراگیر [۱] یا برنامه نویسی غیرخطی برای تولید مسیرها و فرمان های کنترلی بهینه استفاده کنند. با این حال، این روش ها معمولاً حجم محاسباتی زیادی دارند و برای استفاده درون سفینه نامناسب هستند [۲]. یادگیری ماشین می تواند برای بهبود قابلیت های هدایت فضاپیماها استفاده شود. کنترل کننده شبکه عصبی حلقه بسته می تواند برای محاسبه سریع و خودکار تاریخچه کنترل استفاده شود. یادگیری تقویتی نیز می تواند برای یادگیری رفتارهای هدایت بهینه استفاده شود.

روش های هدایت و بهینه سازی مسیر فضاپیماها به طور کلی به راه حل های اولیه مناسب نیاز دارند. در مسائل چندجسمی، طراحان مسیر اغلب حدس های اولیه کم هزینه ای برای انتقال ها با استفاده از نظریه سیستم های دینامیکی و صفحات نامتعوض [۳، ۴] ایجاد می کنند.

شبکه های عصبی ویژگی های جذابی برای فعال سازی هدایت در فضاپیما دارند. به عنوان مثال، شبکه های عصبی می توانند به طور مستقیم از تخمین های وضعیت به دستورهای پیشران کنترلی که با محدودیت های مأموریت سازگار است، برسند. عملکرد هدایت شبکه های عصبی در مطالعاتی مانند فرود بر سیارات [۲۶]، عملیات نزدیکی به سیارات [۲۵] و کنترل فضاپیما با پیشران از دست رفته [۱۳] نشان داده شده است. تازه ترین پیشرفت های تکنیک های یادگیری ماشینی در مسائل Onboard Automation به طور گسترده ای مورد مطالعه قرار گرفته اند، از پژوهش های اولیه تا توانایی های پیاده سازی. به عنوان مثال، الگوریتم های یادگیری ماشینی ابتدایی در فضاپیماهای مریخی برای کمک به شناسایی ویژگی های زمین شناسی تعبیه شده اند. الگوریتم AEGIS توانایی انتخاب خودکار هدف ChemCam در داخل فضاپیماهای Opportunity، Spirit و Curiosity را فعال می کند [۵]. در کامپیوتر پرواز اصلی Curiosity، فرآیند



فرم تعریف پروژه کارشناسی ارشد

تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰

شماره:

پیوست:

بهبود نقطه‌گیری^۲ نیاز به ۹۴ تا ۹۶ ثانیه دارد [۶]، 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 ماشینی درون‌سفینه شامل توانایی‌های رباتیکی درون‌سفینه برای فضاپیمای Perseverance [۸، ۹] و شناسایی عیب برای Europa Clipper [۷] می‌شوند. الگوریتم‌های یادگیری ماشینی پتانسیلی برای سهم مهمی در مأموریت‌های اتوماسیون آینده دارند.

علاوه بر رباتیک سیاره‌ای، تحقیقات مختلفی به تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشینی برای مسائل astrodynamics اختصاص داده‌اند. در طراحی مسیر وظایف رگرسیون معمولاً مؤثرتر هستند. به عنوان مثال، Dachwald در سال ۲۰۰۴ از یک شبکه عصبی کم‌عمق (NN) در بهینه‌سازی مسیرهای رانشگر کم پیشران استفاده کرد [۱۰]. تحقیقات جدید شامل شناسایی انتقال‌های هتروکلینیک [۱۱]، اصلاح مسیر رانشگر کم پیشران [۱۲] و تجزیه و تحلیل مشکلات ازدست رفتن رانشگر [۱۳] می‌شوند.

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 دقیق بودن 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 دامنه‌هایی با ابهام محیطی قابل توجه، به اثبات رسیده است [۱۴، ۱۵]. هدایت انجام‌شده توسط RL را می‌توان به صورت گسترده بر اساس فاز پرواز دسته‌بندی کرد. مسائل فرود [۱۶، ۱۷] و عملیات در نزدیکی اجسام کوچک [۲۵، ۲۶]، از حوزه‌های پژوهشی هستند که از RL استفاده می‌کنند. تحقیقات دیگر شامل مواجهه تداخل خارجی جوی [۱۹]، نگهداری ایستگاهی [۲۰] و جلوگیری از شناسایی [۲۱] است. مطالعاتی که فضاپیمای رانشگر کم پیشران را در یک چارچوب دینامیکی چندبدنی با استفاده از RL انجام شده است، شامل طراحی انتقال با استفاده از Q-learning [۲۲]، Proximal Policy Optimization [۲۳] و هدایت نزدیکی مدار [۲۴] است.

پژوهش‌های داخلی:

در زمینه هدایت و کنترل فضاپیماها و ماهواره‌ها، پیشرفت‌های زیادی در سال‌های اخیر حاصل شده است. این پیشرفت‌ها عمدتاً ناشی از توسعه روش‌های جدیدی مانند یادگیری تقویتی، کنترل‌های تطبیقی و بینایی کامپیوتری است. این پیشرفت‌ها به بهبود ایمنی و کارایی مأموریت‌های فضایی کمک کرده است. در مرجع [۲۷]، یادگیری تقویتی برای مانور اتصال دو فضاپیما انجام شده است. در مرجع [۲۸]، کنترل‌های تطبیقی برای بازپیکربندی آرایش پروازی ماهواره‌ها پیاده‌سازی شده است. در مرجع [۲۹]، بینایی کامپیوتری برای ناوبری و کنترل بازوی رباتیک ماهواره اجرا شده است.

اهداف پژوهش:

- طراحی یک بازیکن جهت هدایت به کمک یادگیری تقویتی
- طراحی یک الگوریتم هدایت مقاوم به کمک بازی دیفرانسیلی
- بهبود عملکرد فضاپیما در محیط سه جسم
- عدم نیاز به ایستگاه زمینی جهت صدور فرمان هدایت
- پیاده‌سازی الگوریتم درون‌سفینه‌ای در محیط شبیه‌سازی شده

²Refinement Process



فرم تعریف پروژه کارشناسی ارشد

تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰
شماره:
پیوست:

جدول ۱: جدول برنامه‌ریزی پروژه نوابری اینرسی مشارکتی مبتنی بر هوش مصنوعی

فصل	فعالیت‌ها
تابستان سال اول	انجام مطالعه و مروری جامع در زمینه بازی دیفرانسیلی و یادگیری تقویتی.
	بررسی و تعریف دقیق مسأله یادگیری تقویتی و الگوریتم هدایت به وسیله یادگیری تقویتی در مسئله سه جسم.
	طراحی ساختار محیط سه جسم و بازیکن یادگیری تقویتی و ارتباط بین محیط و بازیکن.
نیمسال اول سال دوم	طراحی مسیر انتقال بهینه بین دو مدار
	شبیه‌سازی دقیق محیط مسأله سه جسم جهت آموزش بازیکن یادگیری تقویتی
	طراحی و توسعه سیستم یادگیری تقویتی جهت محاسبه دستور
نیمسال دوم سال دوم	پیاده‌سازی هدایت فضاپیما با استفاده از الگوریتم‌های کلاسیک
	آموزش الگوریتم‌های یادگیری تقویتی در محیط‌های شبیه‌سازی شده
	اصلاح و بهبود عملکرد یادگیری تقویتی در هدایت فضاپیما
تابستان سال دوم	نتیجه‌گیری از تحقیقات و ارائه گزارش نهایی شامل معرفی مسئله، روش‌های استفاده‌شده، نتایج حاصل و پیشنهادات برای تحقیقات آتی

نتایج مورد انتظار:

- افزایش ایمنی مأموریت به دلیل استفاده از بازی دیفرانسیلی
 - کاهش مصرف سوخت و هزینه به دلیل بهینه بودن الگوریتم هدایت
 - هدایت فضاپیما بدون نیاز به ایستگاه زمینی
 - کاهش هزینه ساخت به دلیل عدم نیاز به سیستم‌های ارتباطی قوی
- روش صحت‌سنجی نتایج:
- مقایسه با سایر روش‌های معتبر
 - مدل‌سازی و شبیه‌سازی سیستم محیط و بازیگر
 - گلوگاه‌های پیش‌بینی‌شده:
 - آموزش شبکه: به علت پیچیده‌بودن شبکه و محیطی که طراحی شده است، محاسبات سنگین می‌شود.
 - پایداری و کنترل: به علت غیرخطی بودن دینامیک سامانه و ناپایداری ذاتی سیستم، کنترل و پایداری آن مشکل است.
- نوآوری‌ها:

پیش از این، از ترکیب یادگیری تقویتی و بازی دیفرانسیلی در یک مسئله چندجسمی پویا استفاده نشده است. به علاوه، منطق هدایت ساخته‌شده از ترکیب دو روش، یک هدایت مقام در عین حال بهینه نیز است، که تاکنون در این مسئله انجام نشده است.



تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰

شماره:

پیوست:

مراجع

- [۱] multi- "Global, Hughes. M Kyle and Phillips, M Sean Englander, A Jacob A, Matthew Vavrina, Specialist Astrodynamics AIAA AAS In spreading." parametric with optimization trajectory objective .۲۰۱۷ GSFC-E-DAA-TN۴۵۲۸۲, No. Tech. ,۲۰۱۷ Conference
- [۲] Design Trajectory Spacecraft Generalized a for Modeling Maneuver Burn "Finite Cesar. Ocampo, Optimization and .۲۳۳-۲۱۰ : (۲۰۰۴) ۱۰۱۷ Sciences of Academy York New the of Annals System." doi: .۱۳.۱۳۱۱.annals/۱۱۹۶.۱۰
- [۳] periodic linking transfers constructing for framework "A .(۲۰۱۶) C. K. Howell, & F., A. Haapala, of Journal International problem." three-body restricted circular spatial the in orbits point libration .۱۶۳۰۰۱۳, (۰۵)۲۶ Chaos, and Bifurcation
- [۴] to approach dynamical "A C. K. Howell, and A. T. Pavlak, and K. S. Scarritt, and G. B. Marchand, Dispersion regimes: multi-body in entry precision -۱۰۷ : (۲۰۱۳) ۸۹ Astronautica Acta manifolds." doi: .۱۵.۰۲.۲۰۱۳.j.actaastro/۱۰۱۶.۱۰
- [۵] M. Castaño, R. Burl, M. Thompson, D.R. Anderson, R.C. Gaines, D.M. Bornstein, B.J. Estlin, T.A. Syst. Intell. Trans. ACM rover." Opportunity MER the for targeting science automated "Aegis Judd. .۲۰۱۲, ۱۹-۱, ۳ (TIST), Technol.
- [۶] Mon- S. Frydenvang, J. Burl, M. Verma, V. Gaines, D. Johnstone, S. Doran, G. Estlin, T. Francis, R. autonomous "Aegis Bornstein. B. Blaney, D. Deflores, L. Gasnault, O. Schaffer, S. Wiens, R. tano, team science initial of results and Deployment Laboratory: Science Mars on ChemCam for targeting .۲۰۱۷, ۲ Robotics, Science use."
- [۷] Phillips. C. Daubar, I. Cameron, M. Chakraborty, S. Anwar, S. Davies, A. Doran, G. Wagstaff, K.L. ۲۵th in: spacecraft." Clipper Europa the for interest scientific of events of detection onboard "Enabling for Association Mining, Data & Discovery Knowledge on Conference International SIGKDD ACM .۳۳۳۰۶۵۶.۱۱۴۵/۳۲۹۲۵۰۰.۱۰ doi: ,۲۲۰۱-۲۱۹۱ pp. ,۲۰۱۹ Alaska, Anchorage, Machinery, Computing
- [۸] esti- "Vision-based Hoffmann. M. Didier, A. Lamarre, O. Ono, M. Otsu, K. Iwashita, Y. Higa, S. Robot. IEEE terramechanics," and learning deep using rovers planetary for energy driving of mation .۳۸۸۳-۳۸۷۶ (۲۰۱۹) ۴ Lett. Autom.
- [۹] learning- Deep "Spoc: Cunningham. C. Heverly, M. Ono, M. Kennedy, R. Papon, J. Rothrock, B. and Forum Astronautics and Space AIAA in: missions," rover Mars for classification terrain based pp. ,۲۰۱۶ AIAA, Inc. Astronautics and Aeronautics of Institute American ,۲۰۱۶ SPACE Exposition. .۱۲-۱



تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰
شماره:
پیوست:

- low-thrust of optimization global for method smart A neurocontrol: "Evolutionary Dachwald. B. [۱۰]
Rhode Providence, Exhibit, and Conference Specialist Astrodynamics AIAA/AAS in: trajectories."
Island, ۲۰۰۴, pp. ۱-۱۶.
- networks," neural artificial using connections heteroclinic "Identifying Scheeres. D.J. Smet, De S. [۱۱]
Astronaut. Acta ۱۶۱ (۲۰۱۹) ۱۹۹-۱۹۲.
- the- (Ph.D. Space Translunar and Cislunar in Optimization Trajectory Thrust "Low Parrish. N.L.O. [۱۲]
sis), "Boulder, Colorado of University ۲۰۱۸.
- Applica- astrodynamics: in control optimal network "Neural Laipert. F.E. Sood, R. Rubinsztein, A. [۱۳]
Astrophys. J. ۱۷۶ (۲۰۲۰) ۱۹۲-۲۰۳.
- S.M.A. Wang, Z. Erez, T. Tassa, Y. Wayne, G. Merel, J. Lemmon, J. Sriram, S. TB, D. Heess, N. [۱۴]
environments," rich in behaviours locomotion of "Emergence Silver. D. Riedmiller, M.A. Eslami,
arXiv:۱۷۰۷.۰۲۸۶. abs/۱۷۰۷.۰۲۸۶. CoRR. ۲۰۱۷
- Baker, L. Hubert, T. Guez, A. Huang, A. Antonoglou, I. Simonyan, K. Schrittwieser, J. Silver, D. [۱۵]
D. Graepel, T. Driessche, den van G. Sifre, L. Hui, F. Lillicrap, T. Chen, Y. Bolton, A. Lai, M.
Article. (۲۰۱۷) ۵۵۰ Nature knowledge," human without Go of game the "Mastering Hassabis.
- feedback ZEM-ZEV generalized "Adaptive Massari, M. Linares, R. Scorsoglio, A. Furfaro, R. [۱۶]
Astronaut. Acta approach," learning reinforcement deep a via landing planetary for guidance
(۲۰۲۰) ۱۷۱-۱۵۶.
- planetary freedom of degrees six for learning reinforcement "Deep Furfaro, R. Linares, R. Gaudet, B. [۱۷]
Res. Space Adv. landing," ۶۵ (۲۰۲۰) ۱۷۴۱-۱۷۲۳.
- reinforcement via environments cluttered in guidance rendezvous "Spacecraft Linares, R. Broida, J. [۱۸]
Society, Astronautical American, Meeting Mechanics Flight Space AAS/AIAA ۲۹th in: learning,"
Hawaii, Ka'anapali, ۲۰۱۹, pp. ۱-۱۵.
- of guidance intercept angle-only for learning "Reinforcement Linares, R. Furfaro, R. Gaudet, B. [۱۹]
Technol. Sci. Aerosp. targets," ۹۹ (۲۰۲۰).
- un- of station-keeping for manifolds orbit of topology and learning "Reinforcement Guzzetti, D. [۲۰]
American, Conference Specialist Astrodynamics AAS/AIAA in: orbits," periodic symmetric stable
Maine, Portland, Society, Astronautical ۲۰۱۹, pp. ۱-۲۰.
- detection for optimization strategy maneuver spacecraft "Augmenting Spencer, D.B. Reiter, J.A. [۲۱]
Florida, Orlando, AIAA, Forum Scitech AIAA ۲۰th in: coevolution," competitive with avoidance
pp. ۱-۱۱, ۲۰۲۰.



تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰
شماره:
پیوست:

enabled environments complex in design trajectory "Rapid Folta, D.C. Howell, K.C. Das-Stuart, A. [۲۲]
Astronaut. Acta strategies," search graph and learning reinforcement by (۲۰۲۰) ۱۷۱-۱۹۵.

AAS/AIAA ۲۹th in: learning," reinforcement via control optimal "Low-thrust Linares, R. Miller, D. [۲۳]
Hawaii, Kaanapali, Society, Astronautical American, Meeting Mechanics Flight Space ۲۰۱۹, pp. ۱-۱۸.

a into approach low-thrust a design to learning reinforcement "Using Bosanac, N. Sullivan, C.J. [۲۴]
Florida, Orlando, AIAA, Forum Scitech AIAA ۲۰th in: system," multi-body a in orbit periodic ۲۰۲۰, pp. ۱-۱۹.

meta-learning: reinforcement via guidance adaptive "Terminal Furfaro, R. Linares, R. Gaudet, B. [۲۵]
Astronaut. Acta operations," close-proximity asteroid autonomous to Applications (۲۰۲۰) ۱۷۱-۱۳۱.

unknown with asteroid an over hovering degree-of-freedom "Six Furfaro, R. Linares, R. Gaudet, B. [۲۶]
Orlando, AIAA, Forum Scitech AIAA ۲۰th in: learning," reinforcement via dynamics environmental ۲۰۲۰, pp. ۱-۱۵, Florida.

[۲۷] صیامی عراقی، م.، شفیعی نژاد، ا. (۱۳۹۹). طراحی مسیر اتصال میان دو ماهواره با الگوریتم یادگیری تقویتی Q. پنجمین
کنفرانس ملی مهندسی مکانیک و هوافضا. <https://civilica.com/doc/۱۰۳۹۶۳۲>

[۲۸] کنکاشور، محمدرسول، بلندی، حسین، مزینی، ناصر. (۱۴۰۱). طراحی کنترل کننده تطبیقی بهینه بدون مدل برای باز پیکربندی
آرایش پروازی ماهواره‌ها با یادگیری تقویتی. دانش و فناوری هوافضا، ۱۱(۱)، ۴۱-۶۰.

[۲۹] موسوی، فرزاد (۱۴۰۱). ناوبری و کنترل بازوی رباتیک ماهواره پرواز - آزاد حین جا به جایی و قراردادن محموله در ایستگاه
فضایی. <http://library.sharif.ir/parvan/resource/۴۹۶۲۹۵>