



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: استاد واحد پروژه: ۶ استاد ممتحن:

عنوان کامل پروژه:

فارسی:

هدایت یادگیری تقویتی مقاوم مبتنی بر بازی دیفرانسیلی در محیط‌های پویای 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 جهت کنترل ماهواره‌ها اغلب نیازمند فرضیات ساده کننده، 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. به همین دلیل، این الگوریتم‌ها می‌توانند امکان محاسبات درونی (On-board Computing) را فراهم می‌کنند.

اهمیت موضوع:

رویکردهای قدیمی برای هدایت فضاپیما در محیط‌های پیچیده چندجسمی اغلب به ایستگاه‌های کنترل زمینی متکی هستند که می‌توانند در معرض خرابی ارتباطات، تاخیرهای زمانی و محدودیت‌های انتقال داده باشند. لذا، ارائه روش‌های هدایت بهینه و مقاوم که امکان محاسبه فرامین هدایت را درون ماهواره فراهم کند، از اهمیت بالایی برخوردار است.

کاربردها:

الگوریتم‌های هدایت مقاوم که محاسبات آن‌ها به صورت درون مداری انجام می‌شود، در ماموریت‌های فضایی مختلفی مانند ماهواره‌ای، سفر به ماه و نزدیک به زمین کاربرد دارند. این الگوریتم‌ها دارای مزایایی مانند استقلال از ایستگاه زمینی، سرعت تصمیم‌گیری و بهبود ایمنی هستند. از کاربردهای این الگوریتم‌ها می‌توان به کنترل مدار و وضعیت ماهواره‌ها، کنترل مدار و وضعیت فضاپیماها در طول سفر به ماه، کنترل مدار و وضعیت فضاپیماها در مدارهای نزدیک به زمین، تعمیر و نگهداری ماموریت‌های 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 سه جسم محدود دایره‌ای Circular Restricted Three-Body Problem (CR3BP) 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



تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰

شماره:

پیوست:

الگوریتم هدایت حلقه‌بسته با استفاده از اصول یادگیری تقویتی بر مبنای بازی دیفرانسیلی است که به فضاپیما اجازه می‌دهد با فرض بدترین اغتشاش به مسیر مرجع بازگردد، مسیر مرجع را دنبال کرده و به مدار مقصد برسد. بازی دیفرانسیلی موجب می‌شود الگوریتم هدایت نه تنها بهینه، بلکه مقاوم نیز باشد.

فرضیات مسئله:

- مدل دینامیکی مسأله، مسأله سه جسم محدود دایره‌ای سیستم زمین-ماه است. این فرضیه یک سیستم دو جسمی 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 حالت فعلی تمام اطلاعات لازم برای پیش‌بینی حالت‌های آینده را فراهم می‌کند.
- فضاپیما در مسیر نزدیک به مرجع با فرض بدترین اغتشاش می‌ماند تا به مدار مقصد برسد.



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 حالت اولیه باشد.
- مدل دینامیکی محیط به صورتی که اطلاعات مورد نیاز برای یادگیری تقویتی (مانند حالت فعلی) را تامین کند، ایجاد می شود.

• مرحله ۲: ایجاد و آموزش بازیگر هدایت

- در این مرحله، بازیگری برای انجام هدایت سفینه در محیط ایجاد می شود. این بازیگر مسئول انتخاب اعمال (اعمال کم پیشران) بر اساس حالت 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 چند جسمی، طراحان مسیر اغلب حدس های اولیه کم هزینه ای برای انتقال ها با استفاده از نظریه سیستم های دینامیکی و منی فولدهای ثابت [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 [۲۵]، عملیات نزدیکی به سیارات [۲۴] و کنترل فضاپیما با پیشران از دست رفته [۱۲] نشان داده شده است. تازه ترین پیشرفت های تکنیک های یادگیری ماشین در مسائل خودکار سازی درونی به طور گسترده ای مورد مطالعه قرار گرفته اند؛ از پژوهش های اولیه تا توانایی های پیاده سازی. به عنوان مثال، الگوریتم های یادگیری ماشین ابتدایی در فضاپیماهای مریخی نبرد برای کمک به شناسایی ویژگی های زمین شناسی تعبیه شده اند. الگوریتم AEGIS توانایی انتخاب خودکار هدف توسط یک دوربین در داخل فضاپیماهای Spirit، Opportunity و Curiosity را فعال دارد [۴]. در کامپیوتر پرواز اصلی، فرآیند دقت افزایی (Refinement Process) نیاز به ۹۴ تا ۹۶ ثانیه دارد [۵]، که به طور قابل توجهی کمتر از زمان مورد نیاز برای ارسال تصاویر به زمین و انتظار برای انتخاب دستی توسط دانشمندان است. برنامه های آینده برای کاربردهای یادگیری ماشین درون سفینه شامل توانایی های



فرم تعریف پروژه کارشناسی ارشد

تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰
 شماره:
 پیوست:

رباتیک درون سفینه برای فضایی‌های Perseverance [۷، ۸] و شناسایی عیب برای Europa Clipper [۶] می‌شود. الگوریتم‌های یادگیری ماشین پتانسیلی برای 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 است. به عنوان مثال، از یک شبکه عصبی (NN) در بهینه‌سازی مسیرهای رانشگر کم‌پیشران استفاده شده است [۹]. پژوهش‌های جدید شامل شناسایی انتقال‌های هتروکلینیک [۱۰]، اصلاح مسیر رانشگر کم‌پیشران [۱۱] و تجزیه و تحلیل مشکلات ازدست‌رفتن رانشگر [۱۲] 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 دامنه‌هایی با ابهام محیطی قابل توجه، به اثبات رسیده است [۱۳، ۱۴]. هدایت انجام‌شده توسط RL را می‌توان به صورت گسترده بر اساس فاز پرواز دسته‌بندی کرد. مسائل فرود [۱۵، ۱۶] و عملیات در نزدیکی اجسام کوچک [۲۴، ۲۵]، از حوزه‌های پژوهشی هستند که از RL استفاده می‌کنند. تحقیقات دیگر شامل مواجهه تداخل خارجی جوی [۱۸]، نگهداری ایستگاهی [۱۹] و هدایت به صورت جلوگیری از شناسایی [۲۰] است. مطالعاتی که فضایی‌های رانشگر کم‌پیشران را در یک چارچوب دینامیکی چند بدنی با استفاده از RL انجام شده‌است، شامل طراحی انتقال با استفاده از Q-learning [۲۱]، Proximal Policy Optimization [۲۲] و هدایت نزدیکی مدار [۲۳] است.

پژوهش‌های داخلی:

در زمینه هدایت و کنترل فضایی‌ها 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 کامپیوتر است. این پیشرفت‌ها به بهبود ایمنی و کارایی مأموریت‌های فضایی کمک کرده است. در مرجع [۲۶]، یادگیری تقویتی برای مانور اتصال دو فضایی انجام شده است. در مرجع [۲۷]، کنترل‌های تطبیقی برای بازپیکربندی آرایش پروازی ماهواره‌ها پیاده‌سازی شده است. در مرجع [۲۸]، بینایی کامپیوتر 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 فضایی‌ها در محیط سه جسم
- عدم نیاز به ایستگاه زمینی جهت محاسبه صدور فرمان هدایت
- پیاده‌سازی الگوریتم درون سفینه‌ای در محیط شبیه‌سازی شده



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 بهینه‌بودن 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 بازیکن
 - 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 مقاوم و در عین حال بهینه است، که تاکنون در این مسئله انجام نشده است.



تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰
 شماره:
 پیوست:

References

- [1] Vavrina, Matthew A, Jacob A Englander, Sean M Phillips, and Kyle M Hughes. "Global, multi-objective trajectory optimization with parametric spreading." In AAS AIAA Astrodynamics Specialist Conference 2017, Tech. No. GSFC-E-DAA-TN45282, 2017.
- [2] Ocampo, Cesar. "Finite Burn Maneuver Modeling for a Generalized Spacecraft Trajectory Design and Optimization System." *Annals of the New York Academy of Sciences* 1017 (2004): 210-233. doi: 10.1196/annals.1311.013.
- [3] Marchand, B. G. and Scarritt, S. K. and Pavlak, T. A. and Howell, K. C. "A dynamical approach to precision entry in multi-body regimes: Dispersion manifolds." *Acta Astronautica* 89 (2013): 107-120. doi: 10.1016/j.actaastro.2013.02.015.
- [4] T.A. Estlin, B.J. Bornstein, D.M. Gaines, R.C. Anderson, D.R. Thompson, M. Burl, R. Castaño, M. Judd. "Aegis automated science targeting for the MER Opportunity rover." *ACM Trans. Intell. Syst. Technol. (TIST)*, 3, 1-19, 2012.
- [5] 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, B. Bornstein. "Aegis autonomous targeting for ChemCam on Mars Science Laboratory: Deployment and results of initial science team use." *Science Robotics*, 2, 2017.
- [6] K.L. Wagstaff, G. Doran, A. Davies, S. Anwar, S. Chakraborty, M. Cameron, I. Daubar, 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, Association for Computing Machinery, Anchorage, Alaska, 2019, pp. 2191–2201, doi: 10.1145/3292500.3330656.
- [7] S. Higa, Y. Iwashita, K. Otsu, M. Ono, O. Lamarre, A. Didier, M. Hoffmann. "Vision-based estimation of driving energy for planetary rovers using deep learning and terramechanics," *IEEE Robot. Autom. Lett.* 4 (2019) 3876–3883.
- [8] B. Rothrock, J. Papon, R. Kennedy, M. Ono, M. Heverly, 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, pp. 1–12.
- [9] B. Dachwald. "Evolutionary neurocontrol: A smart method for global optimization of low-thrust trajectories," in: AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference and Exhibit, Providence, Rhode Island, 2004, pp. 1–16.
- [10] S. De Smet, D.J. Scheeres. "Identifying heteroclinic connections using artificial neural networks," *Acta Astronaut.* 161 (2019) 192–199.
- [11] N.L.O. Parrish. "Low Thrust Trajectory Optimization in Cislunar and Translunar Space (Ph.D. thesis)," University of Colorado Boulder, 2018.
- [12] A. Rubinsztein, R. Sood, F.E. Laipert. "Neural network optimal control in astrodynamics: Application to the missed thrust problem," *Acta Astronaut.* 176 (2020) 192–203.



تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰
شماره:
پیوست:

-
- [13] 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, D. Silver. "Emergence of locomotion behaviours in rich environments," 2017. CoRR abs/1707.02286. arXiv:1707.02286.
- [14] 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, D. Hassabis. "Mastering the game of Go without human knowledge," Nature 550 (2017) Article.
- [15] R. Furfaro, A. Scorsoglio, R. Linares, M. Massari, "Adaptive generalized ZEM-ZEV feedback guidance for planetary landing via a deep reinforcement learning approach," Acta Astronaut. 171 (2020) 156–171.
- [16] B. Gaudet, R. Linares, R. Furfaro, "Deep reinforcement learning for six degrees of freedom planetary landing," Adv. Space Res. 65 (2020) 1723–1741.
- [17] J. Broida, R. Linares, "Spacecraft rendezvous guidance in cluttered environments via reinforcement learning," in: 29th AAS/AIAA Space Flight Mechanics Meeting, American Astronautical Society, Ka'anapali, Hawaii, 2019, pp. 1–15.
- [18] B. Gaudet, R. Furfaro, R. Linares, "Reinforcement learning for angle-only intercept guidance of maneuvering targets," Aerosp. Sci. Technol. 99 (2020).
- [19] D. Guzzetti, "Reinforcement learning and topology of orbit manifolds for station-keeping of unstable symmetric periodic orbits," in: AAS/AIAA Astrodynamics Specialist Conference, American Astronautical Society, Portland, Maine, 2019, pp. 1–20.
- [20] J.A. Reiter, D.B. Spencer, "Augmenting spacecraft maneuver strategy optimization for detection avoidance with competitive coevolution," in: 20th AIAA Scitech Forum, AIAA, Orlando, Florida, 2020, pp. 1–11.
- [21] A. Das-Stuart, K.C. Howell, D.C. Folta, "Rapid trajectory design in complex environments enabled by reinforcement learning and graph search strategies," Acta Astronaut. 171 (2020) 172–195.
- [22] D. Miller, R. Linares, "Low-thrust optimal control via reinforcement learning," in: 29th AAS/AIAA Space Flight Mechanics Meeting, American Astronautical Society, Kaanapali, Hawaii, 2019, pp. 1–18.
- [23] C.J. Sullivan, 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, AIAA, Orlando, Florida, 2020, pp. 1–19.
- [24] B. Gaudet, R. Linares, R. Furfaro, "Terminal adaptive guidance via reinforcement meta-learning: Applications to autonomous asteroid close-proximity operations," Acta Astronaut. 171 (2020) 1–13.
- [25] B. Gaudet, R. Linares, R. Furfaro, "Six degree-of-freedom hovering over an asteroid with unknown environmental dynamics via reinforcement learning," in: 20th AIAA Scitech Forum, AIAA, Orlando, Florida, 2020, pp. 1–15.
- [26] پنجمین Q. تقوی‌تی‌یادگیری الگوریتم با مامواره دو میان اتصال مسیری طراحی. (1399). ا. نژاد، شرفی‌عی م., عراقی، صیامی
موافضا. و مکانیک مهندسی ملی کنفرانس
<https://civilica.com/doc/1039632>



تاریخ: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰

شماره:

پیوست:

باز برای مدل بدون بهینه تطبیقی کنترل‌کننده طراحی (1401) ناصری، مزینی، حسینی، بلندی، محمدرسول، کنکاشوری، [27]
41-60, 11(1) هوافضا، فناوری و دانش تقویتی. یادگیری با ماهواره پروازی آرایش پی‌کربندی

ایستگاه در محموله قراردادن و جای به جا حین آزاد - پرواز ماهواره رباتیک بازوی کنترل و ناوبری (1401) فرزاد موسوی، [28]
<http://library.sharif.ir/parvan/resource/496295> فضای.