

پیش‌بینی موقعیت مداری ماهواره با استفاده از داده‌های مشاهداتی و شبکه عصبی

فرشاد شاملو^{۱*} و ابوالقاسم نقاش^۲

۱ و ۲ - دانشکده مهندسی هوافضا، دانشکده صنعتی امیرکبیر

* تهران، حافظ، کد پستی: ۱۵۹۱۶۳۴۳۱۱

F.shamlu@aut.ac.ir

در این مقاله هدف ارائه دیدگاه متفاوتی در محث پیش‌بینی موقعیت مداری ماهواره است. دیدگاه روش‌های فعلی دیدگاه جزئی‌نگر است که عوامل مؤثر را به صورت مجزا به محاسبات اعمال می‌کند. این روش‌ها مبتنی بر معادله حرکت کپلری و مهم‌ترین اغتشاشات وارد به ماهواره می‌باشند. دیدگاه پیشنهادی این مقاله دیدگاه کلی‌نگر است که دیدگاه متفاوت و نوینی در این محث به شمار می‌آید. این روش با استفاده از داده‌های مشاهداتی و هوش مصنوعی محقق می‌شود که به صورت غیرمستقیم و ضمنی معادله حرکت کپلری و تمامی اغتشاشات موجود -چه آن‌هایی که قابل مدل‌سازی بوده و چه آن‌هایی که هنوز امکان مدل‌سازی ندارند- در محاسبات اعمال می‌شود. این روش علاوه بر داشتن مزیت‌های روش‌های موجود، مزیت‌های دیگری هم دارد. مهم‌ترین مزیت این روش عدم نیاز به محاسبه مدل‌های اغتشاشات مداری است. با استفاده از این روش به نتیجه‌های قابل قبولی رسیده‌ایم به طوری که در پیش‌بینی چهارده روز برای المان‌های دو خطی، میانگین درصد خطا در حد ۰/۱ درصد و کمتر بوده است و براین باور هستیم که می‌توان به نتایج بهتری نیز رسید.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، شبکه عصبی مصنوعی، سری‌های زمانی، موقعیت مداری، المان‌های دو خطی

	علائم و اختصارات	
i	شیب مدار	
J	ضریب هارمونی زونال	سیستم موقعیت‌یابی جهانی
n	حرکت متوسط	Global Positioning System (GPS)
r	فاصله از مرکز زمین	High Precision Orbit Propagation (HPOP)
R _e	شعاع زمین	محاسبه مدار با دقت بالا
U	تابع پتانسیل زمین	Simplified Deep-Space Perturbation (SDP)
β	عرض جغرافیایی	اغتشاشات تقریبی در فضا دور
Υ	اعتدال بهاری	Simplified General Perturbation (SGP)
μ	پارامتر جاذبه	اغتشاشات عمومی تقریبی
ρ	چگالی اتمسفر	Two Line Element (TLE)
ρ ₀	چگالی اتمسفر در سطح دریا	المان‌های دو خطی
θ	آنومالی حقیقی	a
Ω	طول گره صعودی	e
ω	آرگومان حضیض	

۱. کارشناسی ارشد (نویسنده مخاطب)

۲. دانشیار

* مربوط به اجسام فضایی با پرپود مداری بیشتر از ۲۲۵ دقیقه [۱]

** مربوط به اجسام فضایی با پرپود مداری کمتر از ۲۲۵ دقیقه [۱]

مقدمه

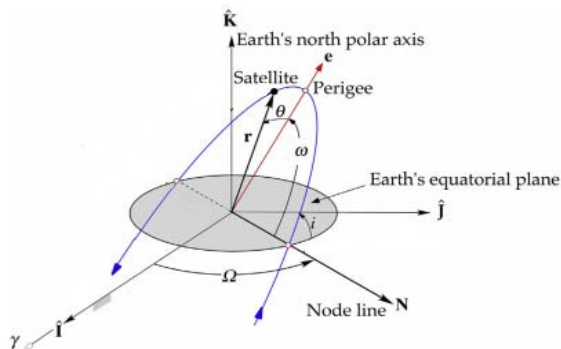
داشت. با استفاده از این روش به نتیجه‌های قابل قبولی رسیده‌ایم و معتقد هستیم که با صرف آموزش بیشتر بر روی شبکه‌های عصبی می‌توان به نتایج بهتری نیز رسید. در انتها نیز به بررسی اثر اغتشاش فشار تشعشعات خورشیدی بر روی نتایج این روش می‌پردازیم.

پارامترهای مداری

پارامترهای مداری اجزای مورد نیاز برای بررسی حرکت ماهواره است. این پارامترها در یک زمان مرجع^۴ تعریف می‌شوند، زیرا این مقادیر به علت اغتشاشات به آهستگی با زمان تغییر می‌کنند. شکل ۱ مشخص‌کننده پارامترهای مداری است که عبارتند از: خروج از مرکز^۵ (e)، نیم قطر اصلی^۶ (a)، شیب مداری^۷ (i)، طول گره صعودی^۸ (Ω)، آرگومان حضیض^۹ (ω) و آنومالی حقیقی^{۱۰} (θ). نیم قطر اصلی و خروج از مرکز، اندازه و شکل مدار را معین می‌کنند. زاویه شیب مداری و طول گره صعودی، مشخص‌کننده وضعیت صفحه مداری هستند. جهت‌گیری مدار در صفحه آن نیز توسط زاویه حضیض تعیین می‌شود. همچنین در شکل ۱، نماد Y نیز وجود دارد که نمایانگر نقطه اعتدال بهاری است [۳، ۴].

مدل ریاضی SGP4

TLE دو ردیف اطلاعات مداری ماهواره‌ها است که با توجه به تغییرات مداری ناشی از اغتشاشات همواره تعدادی از ارقام این سری‌ها با گذشت زمان تغییر می‌کنند. با دریافت آخرین اطلاعات TLE از شبکه اینترنت و جای‌گذاری این اعداد درون نرم‌افزار می‌توان به ردیابی ماهواره‌ها در آسمان پرداخت. داده‌های دو خطی مقادیر تقریبی هستند که به وسیله مدل‌های SGP4 و SDP4 محاسبه و با مشاهدات هماهنگ می‌شوند [۵].



شکل ۱- پارامترهای مداری [۲]

4. Epoch
5. Eccentricity
6. Semi Major Axis
7. Inclination
8. Right ascension of the ascending node
9. Argument of Perigee
10. True Anomaly

در سال‌های اخیر با افزایش تعداد و کاربرد ماهواره‌ها نیاز بیشتری به افزایش دقت و کاهش حجم محاسبات در مسئله پیش‌بینی مسیر ماهواره‌ها به‌وجود آمده است. از جمله این نیازها می‌توان به: ۱- عدم برخورد ماهواره‌های عملیاتی با زباله‌های فضایی، ۲- نیاز به زمان طلوع و غروب ماهواره در ایستگاه‌های زمینی، ۳- محاسبه زمان و چگونگی پوشش مناطق مورد نظر توسط یک ماهواره سنجش از دور و غیره اشاره کرد.

به دلیل اینکه نمی‌توان به‌وسیله تلسکوپ همه نقاط فضا را به‌صورت تمام وقت مشاهده کرد، این ضرورت به‌وجود آمد که مدل‌های ریاضی دارای توانایی مدل کردن موقعیت و سرعت ماهواره با مشاهدات کمتر ایجاد شود. از مهم‌ترین این مدل‌ها می‌توان به مدل‌هایی مانند SDP4، HPOP و SGP4 اشاره کرد. وجه تمایز اصلی این مدل‌ها در الگوریتم محاسباتی آن‌ها است که به ترتیب به تحلیلی، نیمه تحلیلی و عددی تقسیم می‌شوند. در مدل SGP4 کاهش در زمان محاسبات را داریم و مزیت مدل HPOP که از روش عددی استفاده می‌کند افزایش دقت در محاسبات است [۱].

تاکنون تلاش‌های زیادی در خصوص پیش‌بینی موقعیت ماهواره صورت گرفته است. روش‌های موجود از جمله روش‌های ذکر شده در بالا از محاسبه و مدل‌سازی اغتشاشات مداری استفاده می‌کنند که خود هزینه‌های زیادی را متقبل می‌شود. اما، روش این مقاله به‌خاطر استفاده از داده‌های مشاهداتی نیاز به مدل کردن این اغتشاشات ندارد. چون تمام اثرات این اغتشاشات به‌صورت ضمنی در داده‌های مشاهداتی وجود دارد [۲]. در این مقاله از داده‌های مشاهداتی موقعیت گذشته یک ماهواره، برای پیش‌بینی و مدل کردن موقعیت آینده آن با استفاده از قدرت محاسباتی سری‌های زمانی در شبکه عصبی استفاده شده است. مهم‌ترین مزیت این روش نیز در این نکته نهفته است که نیازی به محاسبه و مدل‌سازی اغتشاشات مداری نیست. اما، برای این روش نیز شروطی وجود دارد که می‌توان اشاره کرد به: ۱- در مسیر حرکت ماهواره مانوری انجام نشده باشد ۲- داده‌های مشاهداتی به حد کافی وجود داشته باشد.

به دلیل عدم دسترس بودن داده‌های مشاهداتی کافی به‌دست آمده از طریق رادار، ابزار اپتیکی یا GPS، از فرض داده‌های TLE به‌عنوان داده‌های صرفاً مشاهداتی استفاده شده است. بنابراین، داده‌های اولیه مورد استفاده در آموزش شبکه عصبی، داده‌های دو خطی (TLE) در بازه زمانی دو سال و نیم است. از چهارده روز پایانی این سری داده‌ها نیز برای مقایسه با نتیجه حاصل از پیش‌بینی شبکه عصبی استفاده شده است. این داده‌ها را می‌توان از شبکه اینترنت به‌صورت رایگان در اختیار

شده باشد. پیش‌بینی سری‌های زمانی یک مسئله کاربردی مهم است و کاربردهای آن را می‌توان در حوزه‌های اقتصاد، تجارت، کنترل موجودی و تولید، پیش‌بینی هوا، پردازش سیگنال، کنترل و سایر زمینه‌ها یافت. می‌توان مسئله پیش‌بینی سری زمانی را به شکل زیر بیان کرد:

مقادیر $x(k-n+1), x(k-n+2), \dots, x(k)$ داده شده است. n عددی صحیح است و هدف، تخمین $x(k+1)$ است. برای این منظور باید نگاشت $[x(k-n+1), x(k-n+2), \dots, x(k)] \in R^n$ تعیین شود [۷]. برای یافتن این نگاشت، روهای مختلفی مانند روش‌های آماری، روهای هوشمند مانند شبکه‌های عصبی، استنتاج فازی و غیره پیشنهاد شده است. ساختار مدل و پارامترهای سری زمانی بستگی به روش مورد استفاده دارد که در این مقاله از روش هوشمند شبکه‌های عصبی استفاده شده است که در ادامه توضیح داده می‌شود.

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی^{۱۴} با الهام از شبکه‌های عصبی زیستی سامانه‌هایی هستند که از پردازشگرهایی ساده و با تعداد زیادی نرون تشکیل شده‌اند که ما بین آن‌ها اتصالات فراوانی برقرار است. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در تلاش هستند تا برخی قوانین شناخته شده در ارتباط با مغز انسان را به کار گیرند. شبکه‌های عصبی مصنوعی در بسیاری از زمینه‌های علمی و مهندسی کاربرد پیدا کرده‌اند که می‌توان آن‌ها را به صورت زیر دسته‌بندی نمود: ۱- بازشناسی الگو، ۲- خوشه‌بندی، ۳- تخمین توابع، ۴- بهینه‌سازی، ۵- کنترل و ۶- پیش‌بینی با استفاده از سری‌های زمانی.

قدرت یادگیری یک خصوصیت اساسی هوشمند بودن است و شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان سامانه‌های هوشمند این توانایی را دارند. هرچند، شبکه‌های عصبی با معماری‌های مختلف نیاز به الگوریتم یادگیری مناسب خود دارند ولی به‌طور کلی در بحث شبکه‌های عصبی یک الگوریتم یادگیری عبارت است از اصلاح کردن ساختار و وزن‌ها. یادگیری معمولاً از الگوریتم‌های تعلیم موجود و در دسترس انجام می‌پذیرد و با پیشرفت یادگیری و اصلاح تکراری وزن‌ها، عملکرد شبکه به مرور بهبود می‌یابد.

شبکه‌های عصبی به انواع مختلفی تقسیم‌بندی می‌شوند و با توجه به مسئله شبکه عصبی متناسب انتخاب می‌شود. در این مقاله از شبکه عصبی توابع پایه شعاعی^{۱۵}، به‌خاطر افزایش یا کاهش تعداد نرون‌های خود متناسب با تغییر دینامیک مسئله و بهینه کردن ابعاد خود، انتخاب شده است. نکته مهم در طراحی این نوع شبکه عصبی تعیین گستردگی توابع تحریک موجود در لایه پنهان است؛ به‌گونه‌ای که بتواند تعمیم‌دهی مورد انتظار را برآورده سازد [۸].

مدل SGP4 از استخراج معادلات حاکم بر حرکت ماهواره‌ها با در نظر گرفتن درگ و هارمونیک‌های جاذبه‌ای به‌دست می‌آید و ابتدا با بررسی تابع پتانسیل شروع می‌شود:

$$\frac{\partial^2 x}{\partial t^2} = \frac{\partial U}{\partial x} \quad \frac{\partial^2 y}{\partial t^2} = \frac{\partial U}{\partial y} \quad \frac{\partial^2 z}{\partial t^2} = \frac{\partial U}{\partial z} \quad (۱)$$

که U تابع پتانسیل به صورت زیر است:

$$U = \frac{\mu}{r} + \frac{\mu k_2}{r^3} (1 - 3 \sin^2 \beta) + \frac{\mu k_4}{r^5} \left(1 - 10 \sin^2 \beta + \frac{35}{3} \sin^4 \beta \right) + \frac{\mu A_{3,0}}{r^4} \left(-\frac{3}{2} \sin \beta + \frac{5}{2} \sin^3 \beta \right) + \frac{\mu A_{5,0}}{r^6} \left(\frac{15}{8} \sin \beta - \frac{35}{4} \sin^3 \beta + \frac{63}{8} \sin^5 \beta \right) \quad (۲)$$

و در آن،

$$k_2 = \frac{1}{2} J_2 R_e^2 \quad A_{3,0} = -J_3 R_e^3 \quad k_4 = -\frac{3}{8} J_4 R_e^4 \quad A_{5,0} = -J_5 R_e^5 \quad (۳)$$

و

$$J_3 = -2.53 \times 10^{-6}, J_4 = -1.61 \times 10^{-6} \quad (۴)$$

در واقع مدل جاذبه در این مدل ریاضی اثرات ۵ هارمونی زونال^{۱۱} اول زمین را شامل می‌شود و مدل اتمسفر آن، یک اتمسفر استاتیک غیرچرخشی و از نظر کروی متقارن است. چگالی آن می‌تواند توسط تابع چگالی قانون توانی^{۱۲} که به صورت زیر بیان می‌شود، در نظر گرفت [۶].

$$\rho = \rho_0 \left(\frac{q_0 - s}{r - s} \right)^{\tau} \quad (۵)$$

که در آن r فاصله از مرکز زمین و q_0 و s پارامترهای ارتفاع تابع چگالی هستند و مقدار τ در تمام معادلات ساده شده ۴ است. جمله‌های بسیاری از معادلات مدل SGP4 مستقل از زمان هستند و الگوریتم با محاسبه چندین جمله ثابت آغاز می‌شود. این الگوریتم به‌طور کامل در مرجع [۶] توضیح داده شده است.

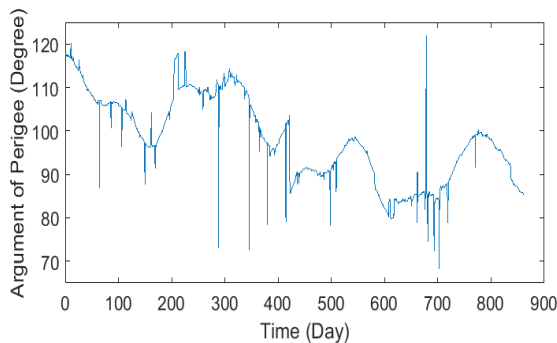
سری‌های زمان

یک سری زمانی^{۱۳} مجموعه مشاهداتی است که براساس زمان مرتب

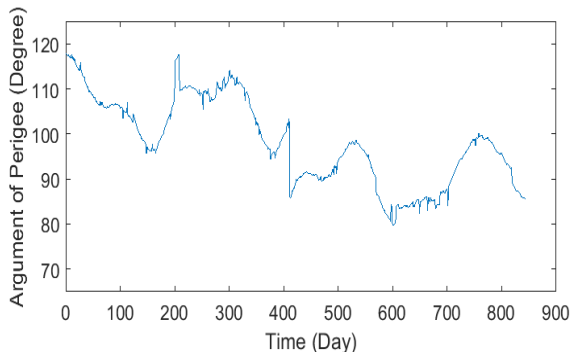
14. Artificial Neural Networks
15. Radial Basis Function (RBF)

11. Zonal Harmonics
12. Power-law Density
13. Time Series

نشده‌اند، همزمان‌سازی این داده‌ها ضروری خواهد بود. این فاصله زمانی با توجه به زمان محاسبه اطلاعات TLE به صورت یک روز در نظر گرفته شده است. همچنین، به دلیل تفاوت زمانی کم بین داده‌ها از روش درونیابی خطی استفاده شده است. پیش از مرحله همزمان‌سازی مطابق روش‌های داده‌کاوی نیاز به پاکسازی داده‌ها است تا داده‌های خارج از محدوده باعث اختلال در روند پیش‌بینی نشوند. در این مرحله داده‌هایی که اختلافشان با داده‌های قبل و بعد خود از حدی بیشتر بود، حذف شده‌اند. شکل‌های (۲) و (۳) منحنی آرگومان حضیض نسبت به زمان، به ترتیب قبل و بعد از فرآیندهای پاکسازی و همزمان‌سازی نشان داده شده است.



شکل ۲- منحنی آرگومان حضیض نسبت به زمان قبل از فرآیندهای پاکسازی و همزمان‌سازی



شکل ۳- منحنی آرگومان حضیض نسبت به زمان بعد از فرآیندهای پاکسازی و همزمان‌سازی

تعداد و اینکه کدام یک از داده‌ها به عنوان ورودی برای پیش‌بینی داده بعدی مورد استفاده قرار گیرد، بسیار حائز اهمیت است. تعیین ورودی‌های شبکه عصبی براساس روش آزمون و خطا^{۱۷} و به هدف به دست آمدن بهترین نتیجه انتخاب شده است. به طور مثال، در زیر سیستم پیش‌بینی پارامتر شیب مداری روز ۳۰ ماه جولای از پنج داده گذشته این روز یعنی داده روزهای ۱۹، ۲۲، ۲۶، ۲۸ و ۲۹ ماه جولای به عنوان ورودی استفاده شده است. به خاطر استفاده از داده‌های TLE، محدودیت زیادی در

شبکه‌های توابع پایه شعاعی معمولاً شامل سه لایه به صورت ورودی، لایه مخفی و لایه خروجی هستند. ورودی می‌تواند به عنوان یک بردار از اعداد حقیقی اعمال شود و خروجی این شبکه یک تابع اسکالر از بردار ورودی است که به صورت رابطه (۶) محاسبه می‌شود.

$$\varphi(x) = \sum_{i=1}^N w_i \rho(\|x - c_i\|) \quad (6)$$

N تعداد نرون‌های لایه مخفی، c_i بردار مرکز نرون‌ها و w_i وزن نرون‌های متناظر هستند. شبکه توابع پایه شعاعی به وسیله یک الگوریتم دو مرحله‌ای آموزش داده می‌شوند. در مرحله نخست بردارهای مرکزی c_i توابع شبکه در لایه مخفی انتخاب می‌شوند. از روش‌های مختلفی، مثل انتخاب تصادفی از نمونه‌ها یا k-means clustering که روشی بدون نظارت است، می‌توان بهره برد. در مرحله دوم به وسیله ضرایب w_i ، خروجی‌های لایه مخفی با تابع هدف متناسب می‌شود. شبکه‌های توابع پایه شعاعی را در متلب می‌توان با استفاده از دستور زیر ایجاد نمود:

net=newrb(P, T, Goal, Spread, MN)

P ماتریس ورودی شبکه، T ماتریس هدف، Goal خطایی که از شبکه انتظار داریم به آن برسد، Spread میزان پراکندگی توابع فعالیت را مشخص می‌کنند که هر چه بیشتر باشد میزان دخالت تابع بیشتر می‌شود و در انتها MN حداکثر تعداد نرون‌ها را مشخص می‌کند که حداکثر می‌تواند به تعداد ورودی باشد.

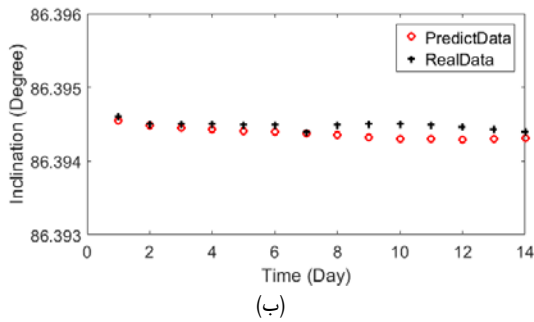
آموزش شبکه عصبی

در فاز آموزش شبکه عصبی با کمک روش‌های پیش‌بینی سری زمانی سیستمی به دست می‌آید که توانایی پیش‌بینی پارامترهای مداری را داشته باشد. با توجه به استقلال شش پارامتر مداری از یکدیگر، می‌توان این پارامترها را با شش سری زمانی مستقل از هم مدل کرد. در نتیجه سیستم پیش‌بینی کننده متشکل از شش زیرسیستم مجزا و مستقل از هم خواهد بود که هر زیر سیستم وظیفه پیش‌بینی یکی از پارامترهای کپلری موجود در TLE را بر عهده خواهد داشت.

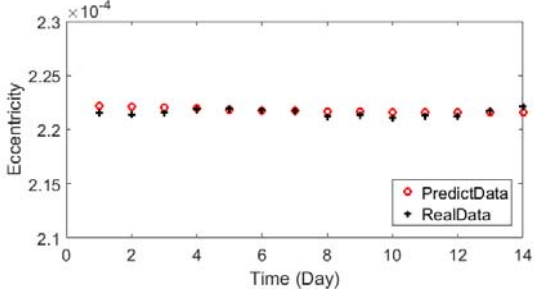
داده‌های اولیه مورد استفاده در آموزش شبکه عصبی المان‌های دو خطی یکی از ماهواره‌های منظومه ایریدیوم به مدت ۸۸۰ روز است. این داده‌ها از سایت وابسته به سازمان دولتی آمریکا^{۱۶} قابل دانلود است. پس از دانلود المان‌های دو خطی، بایستی پارامترهای مداری همراه با زمان متناظر آن‌ها از این فایل استخراج شود. به دلیل آنکه داده‌های TLE در فواصل زمانی یکسان تولید

17. Trial and Error Method

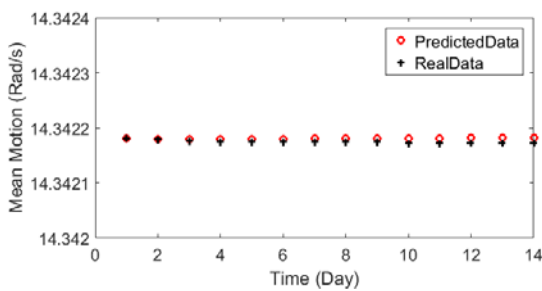
16. North American Aerospace Defence Command (NORAD)



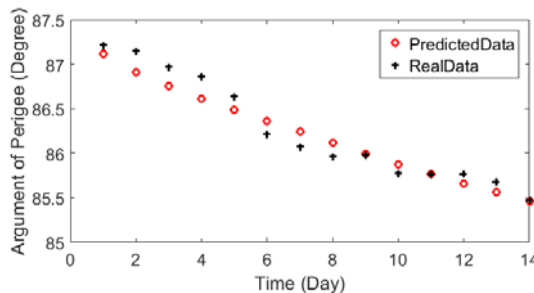
(ب)



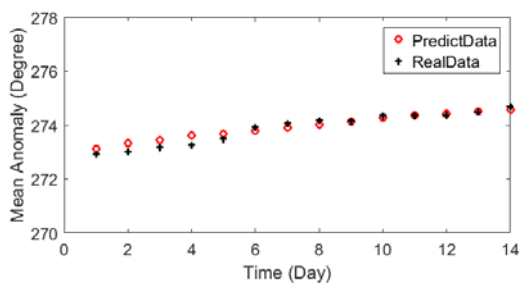
(ج)



(د)



(ه)



(و)

ادامه شکل ۴- مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی با داده‌های واقعی الف) طول گره صعودی، ب) شیب مداری ج) خروج از مرکز د) حرکت متوسط ه) آرگومان حضیض و آنومالی متوسط

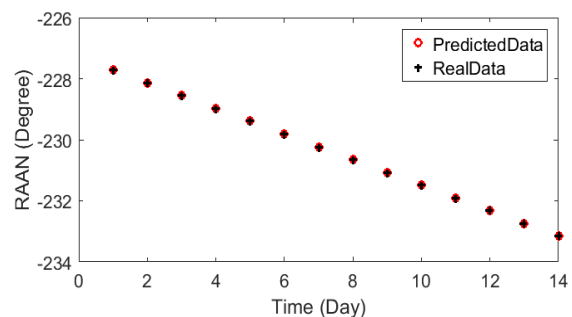
انتخاب این روزها وجود نداشته است. این در صورتی است که وجود هر محدودیتی در داده‌ها به کاهش دقت پیش‌بینی می‌انجامد. البته عکس این موضوع نیز صادق است. در این پروژه فاصله زمانی داده‌های موجود یک روز است که اگر در طول یک روز داده‌های بیشتری داشته باشیم، می‌توان ادعا کرد که به تعداد روزهای گذشته کمتری به‌عنوان ورودی نیاز است و همچنین به دقت بالاتری خواهیم رسید. خروجی شبکه عصبی پارامترهای کپلری روزهایی است که پیش‌بینی و با داده‌های واقعی متناظر (مقادیر هدف) مقایسه می‌شوند. روزهایی پیش‌بینی شده در این پروژه ادامه روزهایی انتخاب شده به‌عنوان ورودی است.

نتایج حاصل از پیش‌بینی به صورت خلاصه در جدول (۱) آمده است.

جدول ۱- نتایج به‌دست آمده برای چهارده روز

المان‌های دوخطی	میانگین قدرمطلق خطا	میانگین نسبت خطا	ماکزیمم نسبت خطا
طول گره صعودی	$4/99 \times 10^{-5}$	$2/16 \times 10^{-5}$	$5/16 \times 10^{-5}$
شیب مداری	$1/76 \times 10^{-4}$	$1/93 \times 10^{-4}$	$3/47 \times 10^{-4}$
خروج از مرکز	$3/41 \times 10^{-7}$	$0/154$	$0/323$
حرکت متوسط	$5/77 \times 10^{-6}$	$4/02 \times 10^{-5}$	$7/28 \times 10^{-5}$
آنومالی متوسط	$0/151$	$0/055$	$0/122$
آرگومان حضیض	$0/127$	$0/147$	$0/292$

در شکل (۴) نیز مقایسه نتایج پیش‌بینی با داده‌های واقعی برای چهارده روز آورده شده است.



(ف)

شکل ۴- مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی با داده‌های واقعی الف) طول گره صعودی

کارهای مشابه

پیش از بیان کارهای مشابه باید توجه داشت که مقایسه دقت این مقاله با مقاله‌های بیان شده در ادامه امکان‌پذیر نیست. زیرا، داده‌های ورودی یکسان و شرایط مشابه در این مقاله‌ها استفاده نشده است. همچنین، باید در نظر داشته باشیم که تبدیل داده‌های دو خطی به دیگر فرمت‌ها اصلاً توصیه نمی‌شود. چراکه تبدیل داده‌های دو خطی به دیگر فرمت‌ها باعث به‌وجود آمدن خطاهای غیرقابل پیش‌بینی می‌شود که ما هیچ علم و کنترلی نسبت به آن‌ها نداریم.

در سال ۲۰۰۷، موقعیت واقعی ماهواره‌های GPS با موقعیت TLE منتشر شده آن‌ها مقایسه شد. این مطالعه نشان می‌داد که نه تنها خطا در زمان مرجع کمترین مقدار خود نیست، بلکه بعد از گذشت چهارده روز خطا نسبت به روز اول پنج تا ده برابر بدتر می‌شود [۹]. نتایج حاصل از پژوهش حاضر نیز حاکی از این است که خطا در زمان مرجع کمترین مقدار خود نیست و با توجه به جدول شماره ۱ برای هر المان مداری بیشترین خطا در طول چهارده روز حدوداً دو برابر مقدار میانگین خطاست.

درحالی‌که ماهواره‌های GPS در ارتفاع بالاتری نسبت به ماهواره مورد مطالعه این مقاله دارند، تحقیق مشابهی در سال ۲۰۰۴ در مورد ماهواره‌های منظومه ابریديوم انجام شد. در این مطالعه، داده‌های واقعی با داده‌های TLE در زمان مرجع هر ماهواره مورد مقایسه قرار گرفت. نتیجه‌ها نشان می‌داد که در محور شعاعی و محور حرکت ماهواره به‌ترتیب در محدوده ۱۰۰ متر و ۲ کیلومتر خطا وجود دارد [۱۰].

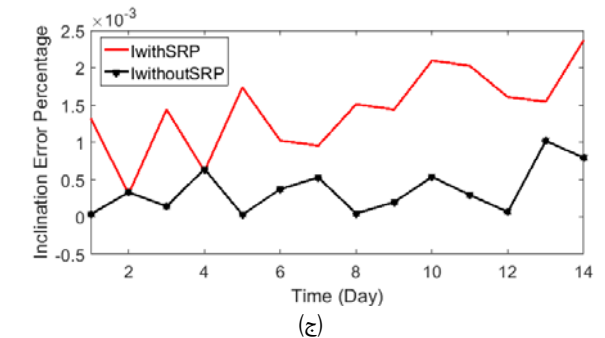
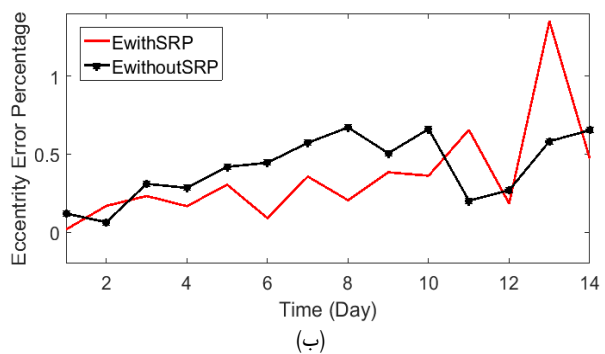
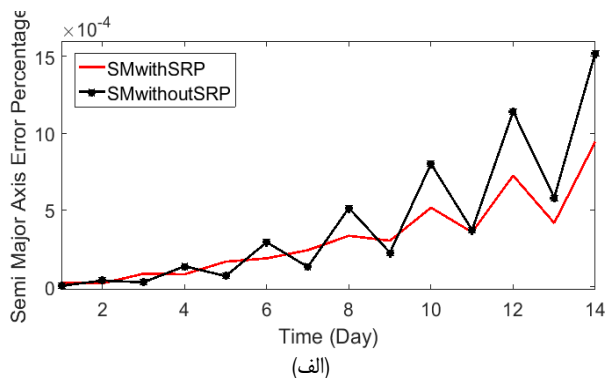
تحقیق مشابه دیگری نیز با استفاده از داده‌های TLE به‌عنوان ورودی انجام شده است که با برآزش منحنی‌های معادلات چند جمله‌ای بر روی تاریخچه داده‌های TLE به پیش‌بینی مسیر زباله‌های فضایی پرداخته می‌شود. هدف از این تحقیق مانع شدن از برخورد زباله‌های فضایی با ماهواره‌ای عملیاتی بود. دقت نتایج حاصل شده از این تحقیق دقتی مشابه با مدل SGP4 دارد [۱۱].

در مقاله دیگری از روش هوشمند ANFIS^{۱۸} که در حقیقت همان مدل فازی سوگنو^{۱۹} است استفاده شده است. این سیستم از توانایی تقریب‌گیری عمومی سیستم‌های فازی و نیز قابلیت انعطاف و آموزش‌پذیری بالای شبکه‌های عصبی به‌طور هم‌زمان بهره می‌برد. در این مقاله به پیش‌بینی یک روز و چهار روز پرداخته شده است. به بیان نویسنده دقت نتایج حاصل بالا و قابل قبول بوده است [۲].

بررسی اثر فشار تشعشعات خورشیدی

با توجه به اینکه دوره تناوب سیکل تشعشعات خورشیدی یازده ساله است، پس شبکه عصبی که بتواند این اثر را با استفاده از داده‌های

گذشته به خوبی مدل کند نیاز به حداقل داده‌های یازده سال گذشته موقعیت مداری ماهواره دارد. شبکه عصبی که با داده‌های ۲/۵ سال گذشته آموزش داده شده است، قادر به مدل کردن این اثر نخواهد بود. در ادامه به مقایسه پیش‌بینی موقعیت مداری دو مدار مشابه که در یکی اثر فشار تشعشعات خورشیدی وجود دارد و در دیگری این اثر وجود ندارد، پرداختیم. این دو مدار به‌وسیله نرم‌افزار STK^{۲۰} تولید شده‌اند. با توجه به توضیح فوق در مداری که اثر فشار تشعشعات خورشیدی وجود ندارد، باید دقت بالاتری در پیش‌بینی موقعیت مداری داشته باشیم. شکل (۵) مقایسه خطای المان‌های کلاسیک مداری پیش‌بینی شده برای چهارده روز است که منحنی ساده مربوط به مداری است که فشار تشعشعات خورشیدی بر آن اثر می‌کند و منحنی دارای نقطه مربوط به مدار بدون اثر فشار تشعشعات خورشیدی است.



شکل ۵- مقایسه درصد خطای پیش‌بینی شده برای چهارده روز الف) نیم قطر اصلی ب) خروج از مرکز ج) شیب مداری

تنها مانعی که ممکن است در این روش وجود داشته باشد کمبود یا عدم در دسترس بودن داده‌های مشاهداتی باشد. این مانع نیز با گذر زمان، پیشرفت تکنولوژی و استفاده از GPS در حال کم‌رنگ شدن است. با توجه به شکل (۴) و جدول (۱) میانگین درصد خطا برای پیش‌بینی چهارده روز در حدود ۰/۱ درصد و کمتر بوده است که از دقت خیلی خوبی برخوردار است. همچنین می‌توان ادعا کرد که با استفاده از داده‌های مشاهداتی با فاصله زمانی کمتر از یک روز می‌توان به دقت بهتری دست یافت و از تاریخچه داده‌های کمتری برای آموزش شبکه عصبی استفاده کرد.

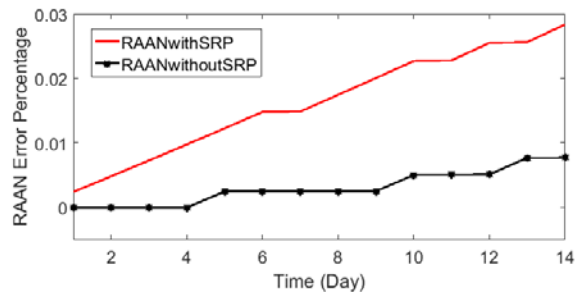
با توجه به شکل (۵) مشاهده می‌شود درصد خطای مربوط به مدار تحت اثر تشعشعات خورشیدی با شیب بیشتری واگرا می‌شود. علت آن عدم توانایی شبکه عصبی آموزش دیده در پیش‌بینی موقعیت ماهواره برای مدار تحت اثر فشار تشعشعات خورشیدی است. علت اینکه خطای مربوط به المان‌های نیم قطر اصلی و خروج از مرکز در دو حالت ذکر شده از اختلاف کمتری برخوردارند به این دلیل است که مدار مورد بررسی مداری قطبی است که فشار تشعشعات خورشیدی تاثیر کمتری بر این دو پارامتر در این نوع مدار می‌گذارد.

پیشنهادات

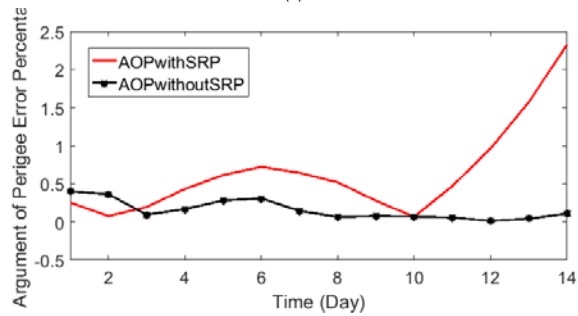
در این مقاله فقط از یک مدار ماهواره استفاده شده است، درحالی‌که از مدارهای دیگر در ارتفاعات، نوع و کاربرد متفاوت را می‌توان مورد بررسی قرار داد و نتایج را با هم مقایسه کرد. از طرفی، در این مقاله از داده‌های TLE استفاده شده است، درحالی‌که از داده‌های مشاهداتی ماهواره‌هایی مانند GRASS که به وسیله GPS و هر پنج دقیقه به‌روزرسانی می‌شود می‌توان استفاده کرد و مورد بررسی قرار داد. همچنین، در این مقاله از ۲/۵ سال داده‌های TLE استفاده شده است که می‌توان این زمان را کاهش داد و تغییر در دقت پیش‌بینی را مورد بررسی قرار داد.

مراجع

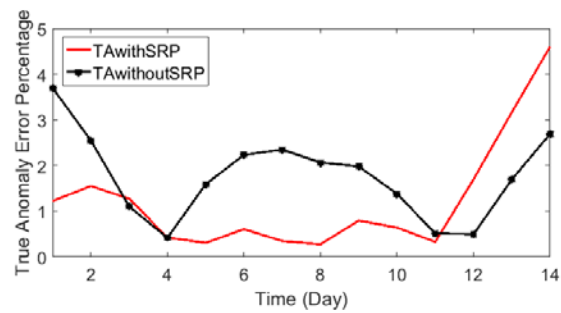
- [1] McNeil, L.M. and Keslo, T.S., *Spatial Temporal Information System, An Ontological Approach Using STK*, Taylor & Francis, 2013.
- [2] Bustan, D., Pariz, N. and Hosseini Sani, S.K., "Intelligent Satellite Orbit Prediction Based on Time Series Analysis", *Journal of Space Science and Technology (JSST)*, Vol. 7, No.3, Autumn 2014, pp. 43-49 (In Persian).
- [3] Curtis, D. Howard; *Orbital Mechanics for Engineering Student*, Third Edition, Elsevir, 2014.
- [4] Vallado, D., *Fundamentals of Astrodynamics and Applications*, 3rd Ed., McGraw-Hill Space Technology Series, 2007.



(د)



(ه)



(و)

ادامه شکل ۵- مقایسه درصد خطای پیش‌بینی شده برای چهارده روز شیب (د) طول گرهِ صعودی (ه) آرگومان حضیض و آنومالی حقیقی (منحنی ساده مربوط به مدار با فشار تشعشعات خورشیدی و منحنی نقطه‌دار مربوط به مدار بدون اثر فشار تشعشعات خورشیدی)

نتیجه‌گیری

در این مقاله، به معرفی نگرشی جدید به مبحث پیش‌بینی موقعیت ماهواره پرداخته شد. در این نگرش با استفاده از داده‌های دو خطی به‌عنوان داده‌های مشاهداتی پیش‌بینی موقعیت ماهواره صورت می‌گیرد. آنچه باعث تمایز این روش از روش‌های تحلیلی و عددی می‌شود در نظر گرفتن تمامی اغتشاشات مؤثر بر مدار ماهواره به‌دلیل استفاده از داده‌های واقعی است. در این روش به کمک سری زمانی در شبکه عصبی به پیش‌بینی موقعیت مداری ماهواره پرداخته شد. نتایج به‌دست آمده حاکی از دقت خوب پیش‌بینی‌ها در روش استفاده از شبکه عصبی دارد. نه تنها حجم محاسبات نسبت به روش‌های فعلی کمتر شده است، بلکه بسیاری از هزینه‌ها مانند محاسبه کردن اغتشاشات مداری کاهش یافته است.

- AAS/AIAA Space Flight Mechanics Conference, Sedona, AZ, 2007.*
- [10] William, H. Boyce, III, "Examination of NORAD TLE Accuracy using the Iridium Constellations," *Proceedings of the AAS/AIAA Space Flight Mechanics Meeting*, 2004.
- [11] Mudoon, R.A., Elkaim, H.G., Rickard, F.I. and Weeden, B., "Improved Orbital Debris Trajectory Estimation Based On Sequential TLE Processing," *Proceedings of the International Astronautical Congress*, 2009.
- [5] Vallado, D.A, Crawford, P., Hujsak, R. and Keslo, T. S., "Revisiting Spacetrack Report #3," *Astrodynamics Specialist Conference and Exhibit*, AIAA/AAS 2006-6753-Rev2.
- [6] Hoots, F.R., Paul W.S.Jr. and Robert, A.G., "History of Analytical Orbit Modeling in the U. S. Space Surveillance System," *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, AIAA, Vol. 27, No. 2, 2004, pp.174- 185.
- [7] Brockwell, P.J. and Davis, R.A., *Introduction to Time Series and Forecasting*, Springer, 2002.
- [8] Hykins, S., *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd ed, Prentice-Hall, 1999.
- [9] Kelso, T. S., "Validation of SGP4 and IS-GPS-200D Against GPS Precision Ephemerides," 17th