

پیش‌بینی هوشمند موقعیت مداری ماهواره به کمک سری‌های زمانی

دانیال بوستان^{۱*}، ناصر پریز^۲ و سید کمال حسینی ثانی^۳

۱، ۲ و ۳- دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

*مشهد، کد پستی: ۹۱۷۷۹۴۸۹۷۴

bustan.danyal@alumni.um.ac.ir

در این مقاله، هدف ارائه دیدگاه نوینی در مبحث پیش‌بینی موقعیت ماهواره است. از آنجا که تمامی روش‌های فعلی مبتنی بر معادلات کپلر هستند، به دلیل ساده‌سازی در محاسبات، اغتشاشات مداری، توفان‌های خورشیدی، گرانش اجرام سماوی و غیره در نظر گرفته نمی‌شود. روش پیشنهادی این مقاله، استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی سری‌های زمانی، برای پیش‌بینی موقعیت ماهواره با استفاده از داده‌های واقعی است. مزیت استفاده از داده‌های واقعی، در نظر گرفتن تمامی اغتشاشات مؤثر بر مدار است. برای این منظور استفاده از پارامترهای TLE، به عنوان در دسترس‌ترین داده‌های واقعی در دستور کار قرار گرفته است. مقایسه نتایج روش پیشنهادی با داده‌های واقعی، نشان از دقت بالای روش پیشنهادی دارد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، TLE، سری‌های زمانی، موقعیت مداری، هوش مصنوعی

Long-term Orbit Predictor
(LOP)

پیش‌بینی مدار در زمان طولانی

مقدمه

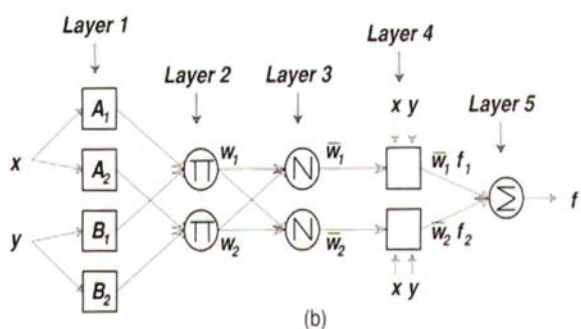
با توجه به کاربردهای فراوان پیش‌بینی موقعیت ماهواره، مانند محاسبات زمان طلوع و غروب ماهواره در ایستگاه زمینی دریافت تصویر، محاسبه زمان و چگونگی پوشش مناطق مورد نظر توسط یک ماهواره خاص و... تاکنون تلاش‌های زیادی در خصوص پیش‌بینی دقیق موقعیت ماهواره صورت گرفته است. از مهم‌ترین این روش‌ها می‌توان به روش‌های عمومی مانند SGP، SGP4 و SGP8 برای ماهواره‌های با پریود مداری کمتر از ۲۲۵ دقیقه، SDP4 و SDP8 برای ماهواره‌های با پریود مداری بیش از ۲۲۵ دقیقه [۱] و روش‌های اختصاصی مانند LOP، HPOP [۲] و مانند آن اشاره کرد. وجه تمایز عمده این روش‌ها در الگوریتم‌های محاسباتی و میزان در نظر گرفتن

فهرست اختصارات

Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS)	سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی
High Percision Orbit Propagatoin (HPOP)	تخمین مدار با دقت بالا
Mean Anomaly (MA)	ناهنجاری متوسط
Right Ascension of the Ascending Node (RAAN)	بعد گرہ صعودی
Simplified General Perturbation (SGP)	اغتشاشات کلی ساده‌سازی شده
Argumaent of Perigee (AP)	آرگومان حضیض
Simplified Deep Space Perturbations (SDP)	اغتشاشات کلی ساده‌سازی شده اعماق فضا
Two Line Element Set (TLE)	مجموعه المان‌های دو خطی
Eccentricity (ECC)	خروج از مرکز
Inclination (INC)	میل
Mean Motion (MM)	حرکت متوسط

ANFIS

ANFIS^{۱۱}، در حقیقت همان سیستم استنتاج فازی سوگنو است که در پنج لایه مطابق شکل (۲) پیاده‌سازی شده است. این سیستم از توانایی تقریب‌گیری عمومی سیستم‌های فازی و نیز قابلیت انعطاف و آموزش‌پذیری بالای شبکه‌های عصبی، به طور همزمان بهره می‌برد. در لایه اول، توابع عضویت قرار دارند. لایه دوم در حقیقت قسمت «اگر» قواعد فازی را با ضرب درجه عضویت دو ورودی در هم پیاده‌سازی می‌کند. لایه سوم، وظیفه نرمالیزه کردن خروجی لایه قبل را بر عهده دارد. لایه چهارم قسمت «آنگاه» سیستم فازی را مطابق سیستم فازی سوگنو با ترکیب خطی وزن‌دار ورودی‌ها پیاده‌سازی کرده و لایه پنجم نیز خروجی نهایی سیستم را با توجه به وزن هر قانون محاسبه می‌کند.



شکل ۲- ساختار شبکه عصبی- فازی ANFIS

روش‌های مختلفی برای آموزش این شبکه عصبی-فازی پیشنهاد شده است که از مهم‌ترین آنها می‌توان به روش‌های پس انتشار^{۱۲} و ترکیبی^{۱۳} اشاره کرد [۵] که روش ترکیبی، در حقیقت ترکیب دو روش گرادینان نزولی و کمترین مربعات خطاست. در این مقاله، از روش ترکیبی برای آموزش سیستم فازی عصبی استفاده شده دلیل این انتخاب نیز نتایج بهتر این روش در فاز آموزش بوده است.

شرح روش

همان‌طور که پیشتر ذکر شد، در دسترس‌ترین داده‌های واقعی از موقعیت مداری ماهواره، پارامترهای TLE است. با توجه به دقت اثبات شده این پارامترها [۶]، از این پارامترها در روش پیشنهادی استفاده خواهد شد. برای این منظور، ابتدا، با استفاده از آرشیو سایت‌هایی مانند سلسترک^{۱۴} [۷]، تاریخچه‌ای از TLE به دست آمده و پس از جداسازی شش پارامتر مداری ماهواره از این TLEها، به پیش‌بینی این پارامترها پرداخته خواهد شد.

پیش‌بینی سری زمانی

یک سری زمانی، مجموعه مشاهداتی است که بر اساس زمان مرتب 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 $x(k), x(k+1), \dots, x(k+n-1)$ داده شده است. n عددی صحیح است. هدف، تخمین $x(k+1)$ است. برای این منظور باید نگاشت $[x(k-n+1), x(k-n+2), \dots, x(k)] \in R^n$ به $x(k+1) \in R$ تعیین گردد.

برای یافتن این نگاشت، روش‌های مختلفی مانند روش‌های آماری، روش‌های هوشمند مانند شبکه‌های عصبی، استنتاج فازی و ... پیشنهاد شده است.

در این مقاله، روش استنتاج عصبی- فازی برای این منظور استفاده شده است. بدین ترتیب می‌توان از امکان تقریب‌گیری عمومی سیستم‌های فازی و نیز آموزش‌پذیری بالای شبکه‌های عصبی، به طور همزمان بهره برد.

جدول ۱- پارامترهای موجود در خط اول TLE و محل قرارگیری آنها

ستون	توضیحات
01	Line Number of Element Data
03-07	Satellite Number
08	Classification
10-11	Last two digits of launch year
12-14	Launch number of the year
15-17	Piece of the launch
19-20	Last two digits of epoch year
21-32	Epoch
34-43	First Time Derivative of the Mean Motion
45-52	Second Time Derivative of Mean Motion
54-61	BSTAR drag term
63	Ephemeris type
65-68	Element number
69	Checksum

جدول ۲- پارامترهای موجود در خط دوم TLE و محل قرارگیری آنها

ستون	توضیحات
01	Line Number of Element Data
03-07	Satellite Number
09-16	Inclination [Degrees]
18-25	Right Ascension of the Ascending Node [Degrees]
27-33	Eccentricity (decimal point assumed)
35-42	Argument of Perigee [Degrees]
44-51	Mean Anomaly [Degrees]
53-63	Mean Motion [Revs per day]
64-68	Revolution number at epoch
69	Checksum

13. Hybrid
14. Celestrak

11. Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System
12. Back propagation

پیش‌بینی یکی از پارامترهای کپلر موجود در TLE را بر عهده دارد. این زیرسیستم‌ها با شش دنباله پارامترهای کپلر که از فایل TLE‌های پیشین ماهواره ایجاد شده است، همانند سری زمانی برخورد کرده و بدین‌صورت مسئله پیش‌بینی TLE، به شش زیرمسئله پیش‌بینی سری زمانی تبدیل می‌شود.

پارامتر دیگری که در این فاز باید مشخص شود، تعداد ورودی‌های هریک از این ۶ سیستم فازی است. با توجه به این نکته که مسئله پیش‌بینی TLE، به شش زیرمسئله پیش‌بینی سری زمانی تبدیل شده است، تعداد ورودی‌ها در حقیقت مشخص‌کننده تعداد داده‌های قبلی است که برای پیش‌بینی داده بعدی مورد نیاز است. بدین معنی که برای پیش‌بینی داده آینده به چند داده گذشته نیاز است. مقدار این پارامتر با استفاده از سعی و خطا عدد ۴ تنظیم شده است. بدین معنی که برای پیش‌بینی داده آینده، نیاز به ۴ داده قبل است. همچنین این عدد برای هر شش سیستم فازی، یکسان است. بدین معنی که بدون توجه به پارامتری که مورد نظر برای پیش‌بینی است، به تعداد چهار داده گذشته همان پارامتر نیاز خواهد بود. بنابراین، خروجی فاز آموزش، ۶ سیستم فازی است که هر سیستم دارای ۴ ورودی (به تعداد داده‌های مورد نیاز گذشته برای پیش‌بینی داده آینده) و ۱ خروجی به عنوان پارامتر پیش‌بینی شده خواهد بود. همچنین برای هر ورودی از دو تابع عضویت گاوسی استفاده شده است.

شایان ذکر است که انتخاب تعداد TLE‌های مورد نیاز (داده‌های گذشته) جزء پارامترهای طراحی بوده و کاملاً وابسته به روش انتخابی برای پیش‌بینی سری زمانی است.

پس از فاز آموزش سیستم، سیستم آموزش دیده شده، توسط داده‌هایی که تاکنون به سیستم اعمال نشده است، مورد آزمون واقع می‌شود. نتایج تخمین زده شده و واقعی در جدول (۳) خلاصه شده است.

الف) پیش‌بینی کوتاه مدت

برای این منظور هر یک از شش پارامتر مداری موجود در TLE به سیستم فازی مرتبط به خود داده می‌شود. به عنوان مثال برای پیش‌بینی پارامتر شیب مداری (INC)، ابتدا این پارامتر از TLE‌های موجود استخراج شده و سپس چهار INC مربوط به ۴ روز اول به سیستم فازی مرتبط با این پارامتر داده می‌شود. سیستم به پیش‌بینی مقدار آینده پرداخته و INC روز پنجم در خروجی سیستم ظاهر خواهد شد. سپس INC روز اول تا پنجم به سیستم داده شده و سیستم به پیش‌بینی INC روز ششم خواهد پرداخت. این روند تا انتهای داده‌های در اختیار ادامه یافته و سپس برای پارامتر بعدی تکرار خواهد شد.

پیشنهاد این مقاله برای پیش‌بینی پارامترهای مداری، استفاده از یکی از روش‌های داده‌کاوی یا پیش‌بینی سری‌های زمانی است. زیرا با توجه به استقلال شش پارامتر مداری از یکدیگر، می‌توان این پارامترها را با شش سری زمانی مستقل از هم مدل کرد. در نتیجه مسئله پیش‌بینی موقعیت ماهواره به مسئله پیش‌بینی سری زمانی تبدیل خواهد شد.

برای این منظور و به جهت مقایسه با روش‌های فعلی که برپایه معادلات کپلر هستند، روش فوق با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند پیاده‌سازی شده که نتایج آن در ادامه خواهد آمد.

پس از استخراج پارامترهای مداری از TLE، به دلیل آنکه این پارامترها در فواصل زمانی منظم نمونه‌برداری نشده‌اند، همزمان‌سازی پارامترها، ضروری خواهد بود. اما پیش از مرحله همزمان‌سازی، باید مطابق روش‌های داده‌کاوی، به پاکسازی داده‌ها پرداخت تا داده‌های خارج از محدوده باعث اختلال در روند پیش‌بینی نشوند. پس از انجام این دو مرحله، فاز آموزش شروع شده تا با استفاده از نتایج به‌دست آمده در مراحل قبل و به کمک روش‌های پیش‌بینی سری زمانی، سیستمی به‌دست آید که توانایی پیش‌بینی پارامترهای مداری را داشته باشد.

پیاده‌سازی روش

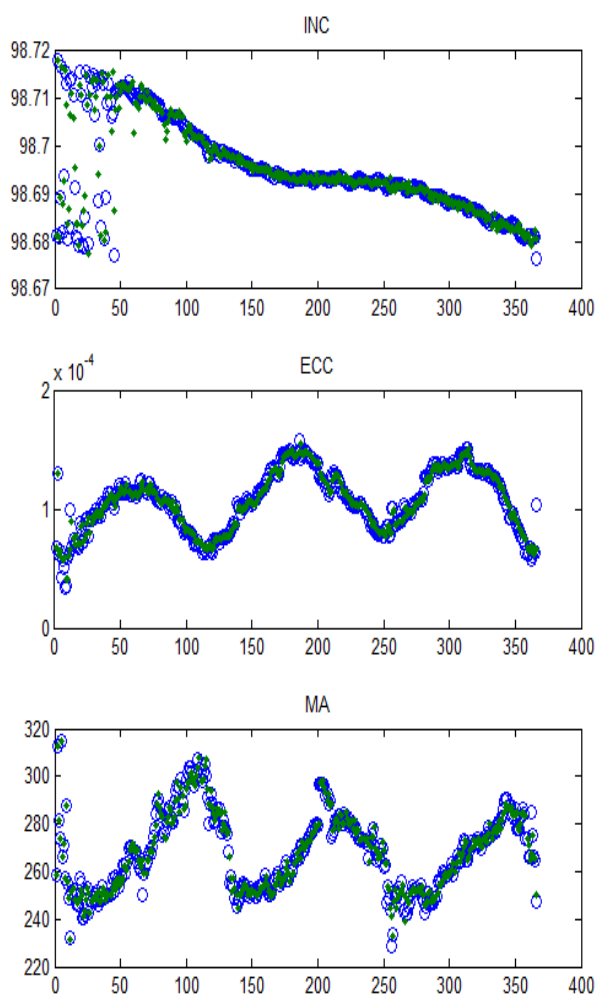
برای اثبات کارایی روش پیشنهادی، در این قسمت مقایسه نتایج پیش‌بینی موقعیت ماهواره IRS-P6، با داده‌های واقعی آورده شده است.

پس از استخراج پارامترهای TLE، با توجه به توضیحات داده شده در بخش قبل، داده‌ها وارد فاز پاکسازی داده خواهند شد. این فاز مطابق روش پیشنهادی در [۸] و با پارامترهای ذکر شده در این مرجع انجام شده است. پس از این فاز، همزمان‌سازی داده‌ها صورت می‌گیرد. برای این منظور استفاده از یکی از روش‌های درون‌یابی پیشنهاد می‌شود. با توجه به تفاوت کم میان پارامتر epoch در TLE‌ها (حدود چند ساعت) در این مقاله از درون‌یابی خطی استفاده شده است. انتخاب روش همزمان‌سازی داده‌ها، یکی از مهم‌ترین عوامل مؤثر در میزان خطای پیش‌بینی است.

در فاز آموزش، با استفاده از روش‌های شناسایی سیستم به کمک استنتاج عصبی- فازی و با استفاده از ابزار ANFIS موجود در نرم‌افزار متلب، به تولید سیستم پیش‌بینی TLE پرداخته خواهد شد. ورودی‌های این فاز، TLE‌های حاصله از مرحله پیش‌پردازش است. با توجه به این نکته که با داشتن ۶ پارامتر کپلر می‌توان موقعیت دقیق جسم را در فضا به‌دست آورد، فرض استقلال این پارامترها فرض صحیحی است. بنابراین، سیستم پیش‌بینی‌کننده، متشکل از ۶ زیرسیستم مجزا و مستقل از هم خواهد بود که هر زیرسیستم وظیفه

نتیجه‌گیری

در این مقاله، به معرفی نگرشی جدید به مبحث پیش‌بینی موقعیت ماهواره پرداخته شد. در این نگرش با استفاده از داده‌های واقعی، پیش‌بینی موقعیت ماهواره در آینده صورت می‌گیرد. با توجه به در اختیار بودن داده‌های TLE مربوط به ماهواره‌های مختلف و دقت اثبات شده آنها، استفاده از این داده‌ها در دستور کار قرار گرفت. آنچه باعث تمایز این روش از روش‌های محاسباتی و تحلیلی می‌شود، در نظر گرفتن تمامی اغتشاشات مؤثر بر مدار ماهواره به دلیل استفاده از داده‌های واقعی است. در این روش، با استفاده از داده‌های مداری واقعی و نیز به کمک روش‌های مرسوم در پیش‌بینی سری‌های زمانی و استفاده از روش‌های حسابگری نرم، به پیش‌بینی موقعیت مداری آینده ماهواره پرداخته شد. پیش‌بینی نیز به دو صورت کوتاه مدت و با اندکی تغییرات به صورت بلند مدت انجام شد. مقایسه نتایج این روش با داده‌های واقعی، نشان از صحت روش و دقت بالای آن برای هر دو پیش‌بینی کوتاه مدت و بلند مدت (حدود چهار روز) دارد.



جدول ۳- مقایسه نتایج روش پیشنهادی با داده‌های واقعی

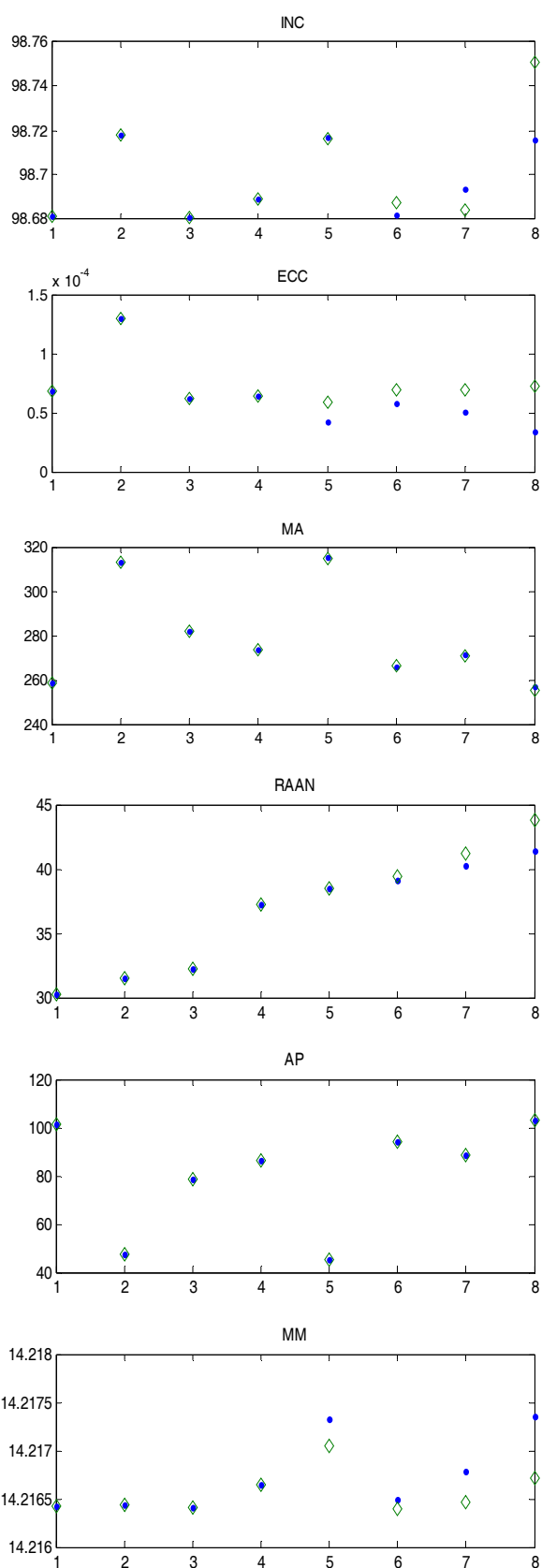
درصد خطا	خطا	مقادیر واقعی	نتایج پیش‌بینی
0.001	0.0010	98.6778	98.6768
0.82	-0.5467	66.9788	66.9788
0.74	-7.3658e-7	0.0001	0.0001
2.25	2.5755	114.7227	112.1472
1.05	-2.5886	245.4047	247.9933
0.00002	-2.9268e-6	14.2164	14.2165

در این تست، زمان چهار TLE قبل که برای پیش‌بینی TLE جدید استفاده خواهند شد، با زمان TLE واقعی هماهنگ شده تا امکان مقایسه فراهم شود. همچنین در این جدول، درصد خطا به صورت نسبت خطای محاسبه شده به مقدار واقعی پارامتر تعریف شده است. نتایج آزمایش سیستم به دست آمده به روش فوق بر روی تمام داده‌ها، در شکل (۴) و خطای میان نتایج پیش‌بینی شده و داده‌های در دسترس، در شکل (۵)، نشان داده شده است.

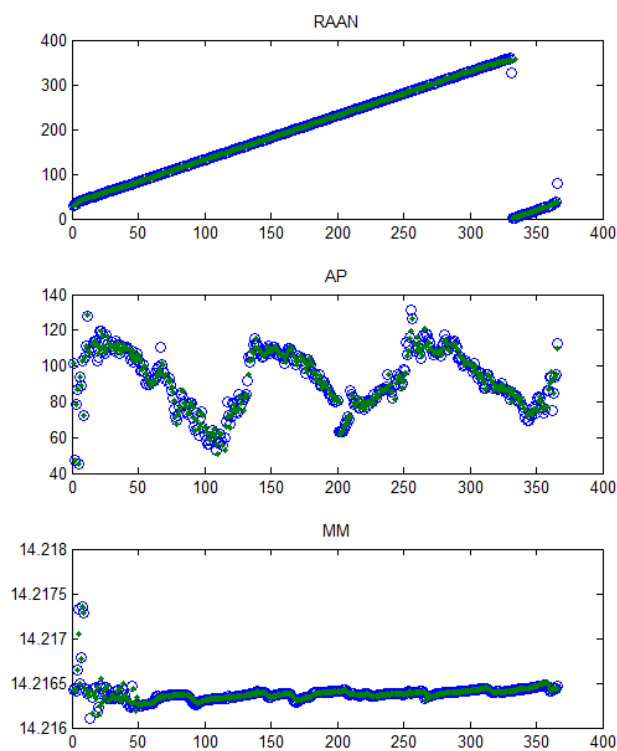
ب) پیش‌بینی بلند مدت

روش پیشنهادی با داشتن ۴ TLE مربوط به ۴ روز متوالی، TLE روز پنجم را با دقت مناسب تهیه خواهد کرد. بنابراین، بازه زمانی پیش‌بینی در این حالت برابر یک روز است. برای افزایش بازه زمانی پیش‌بینی، باید ورودی‌های سیستم را به گونه‌ای تغییر داد تا TLE پیش‌بینی شده توسط برنامه برای روز بعد به عنوان ورودی جدید به سیستم اعمال شده و با توجه به این ورودی جدید، روند پیش‌بینی برای روزهای آتی به صورت بازگشتی، تکرار شود. بنابراین، ورودی سیستم در حالت جدید، تنها چهار TLE بوده و سیستم با این چهار TLE و استفاده از نتایج پیش‌بینی خود باید TLE‌های آینده را تولید کند. با اعمال این تغییر نتایج روش به صورت شکل (۵) خواهد بود.

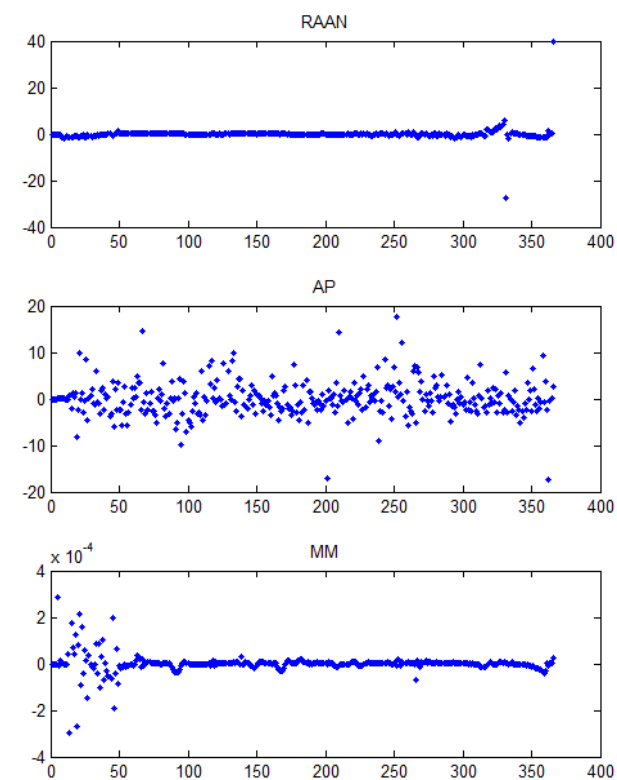
در این شکل (۴) روز اول مربوط به داده‌های در دسترس بوده و از روز پنجم به بعد، داده‌های پیش‌بینی شده مورد استفاده قرار گرفته‌اند. با توجه به این شکل مشاهده می‌شود که دقت خروجی این روش برای بازه زمانی پیش‌بینی ۴ روز (روز پنجم تا هشتم) بسیار مناسب بوده به گونه‌ای که از TLE به دست آمده در این بازه زمانی می‌توان برای استفاده در ایستگاه‌های دریافت تصویر سنجش از دور، که نیاز به اطلاعات مداری دقیق دارند، استفاده کرد.



شکل ۵- نتایج مقایسه در حالت افزایش بازه زمانی (دایره: داده‌های واقعی، نقطه: داده‌های پیش‌بینی شده)



شکل ۳- نتایج تکرار تست کوتاه مدت روی تمام داده‌ها (دایره: داده‌های واقعی، نقطه: داده‌های پیش‌بینی شده)



شکل ۴- خطای نتایج تکرار تست کوتاه مدت روی تمام داده‌ها

Astrodynamics Specialist Conference and Exhibit,
USA, 2006.

- [5] Jang, J.S.R. and Sun, C.T. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, Prentice Hall, 1997.
- [6] Kelso, T. S., "Validation of SGP4 and IS-GPS-200D Against GPS Precision Ephemerides," *17th AAS/AIAA Space Flight Mechanics Conference, Sedona, AZ*, 2007.
- [7] Available, [on line]: Kelso, T.S. (web master), *Celestrak.com*.
- [8] Han, J. and Kamber, M., *Data Mining: Concepts and Techniques*, 2nd Edition, Morgan Kaufmann Publications, 2006.

مراجع

- [1] Miura, N. Z., Comparison and Design of Simplified General Perturbation Models, (M. Sc. Thesis), California Polytechnic State University, San Luis Obispo, 2009.
- [2] Mc Neil, L.M. and Kelso, T.S., *Spatial Temporal Information Systems: An Ontological Approach Using STK*, Taylor & Francis, 2013.
- [3] Curtis, H., *Orbital Mechanics for Engineering Students*, Elsevier Science, 2009.
- [4] Vallado, D.A., Crawford, P., Hujsak R. and Kelso T.S., *Revisiting Spacetrack Report No. 3, AIAA/AAS*