

ارائه یک رویکرد فازی برای بهینه‌سازی پیش‌بینی سری زمانی با مرتبه بالا



حسام عمرانپور* و فهیمه آزادیان

گروه کامپیوتر دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل

چکیده

در این پژوهش، یک روش بهینه‌سازی پیش‌بینی فازی جدید مبتنی بر سری‌های زمانی فازی مرتبه بالا ارائه می‌شود که در آن از تابع بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای بهینه‌کردن الگوریتم محاسبه و ویژگی استفاده شده است. هدف روش پیشنهادی، پیش‌بینی سری زمانی فازی مرتبه بالا است و عملکرد بهتری را برای رفع مشکلات پیش‌بینی سری‌های زمانی فازی مرتبه بالا، ارائه می‌دهد؛ بدین‌منظور روش این پژوهش بدین صورت است که پس از فازی‌سازی سری زمانی و ایجاد روابط منطقی فازی، با استفاده از حد پایین بازه عنصر مورد پیش‌بینی و بازه پس از آن و اختلاف حاصل از عناصر متوالی، محاسبات خاصی را انجام داده و مجموعه‌ای از ویژگی‌ها به دست می‌آید؛ سپس با استفاده از تابع بهینه‌سازی ازدحام ذرات بهترین پارامترها انتخاب می‌شود. در همین راستا تابع شایستگی در روش پیشنهادی دو بخش دارد: یک بخش به صورت کلی (میانگین تمام مرتبه‌ها) و یک بخش به صورت جزئی (تک تک ستون مرتبه‌ها) است. یافته‌ها و نتایج تجربی حاکی از این است که: ویژگی‌های به دست آمده توسط روش پیشنهادی، داده‌های پرت و زائد کمتری دارد که این خود سبب پیش‌بینی نزدیک‌تر، با خطای کمتر می‌شود و در نهایت غیرفازی انجام می‌شود. عدد حاصل، مقدار صحیح پیش‌بینی شده عنصر مورد نظر است. روش پیشنهادی با استفاده از داده‌های سری زمانی ثبت‌نام دانشگاه آلاباما که شامل تعداد ثبت‌نام سالانه در این دانشگاه - از سال ۱۹۷۱ تا سال ۱۹۹۲ میلادی - انجام شده و با سایر روش‌ها، توسط میانگین مجذور خطا و میانگین خطا، برای تعیین نرخ دقت پیش‌بینی، مورد مقایسه قرار گرفت؛ به گونه‌ای که در مقایسه با سایر روش‌ها، شاهد خطای کمتری بودیم.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی، سری زمانی، بهینه‌سازی، منطق فازی، سری زمانی فازی مرتبه بالا، فازی‌سازی، غیرفازی‌سازی

Presenting a Fuzzy Approach to Optimize Predicting High Order Time Series

Hesam Omranpour* & Fahime Azadian

Department of Electrical and Computer Engineering, Babol Noshirvani University of Technology

Abstract

It is difficult to apply the real world's conceptions due to their uncertainty. Generally, time series are known to be non-linear or non-stationary. Regarding these two features, a system should be sensitive enough to apply the unity of time series and repeat this sensitiveness in the prediction. A predict system can exactly scrutinize the hidden features of time series and also can have high predicting runs. Lots of statistical tools such as regression analysis, gradient average, exponential gradient average and auto regression gradient average are used in traditional predictions. One of the biggest challenges of these approaches is the necessity of greater observations and the avoidance of linguistic variables or subjective experts' ideas. Also these methods are limited to linear being assumptions. In order to dominate the limitations of traditional methods, many researchers have utilized soft computations like fuzzy logic, fuzzy neural networks, evolutionary algorithms and etc.

* Corresponding author

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

فصلنامه



سال ۱۳۹۷ شماره ۲ پیاپی ۳۶

In this paper, we proposed a new fuzzy prediction novel based on the high order fuzzy time series. Our proposed model is based on the higher order fuzzy time series prediction computational approach. In this method a group of features are evaluated, by adding the value of the preceding element of predicting element to the result of the series' differences. At that, particle swarm optimization is used to optimize Calculation algorithm features, which renders a better performance in order to solve the problems of higher order fuzzy time series. Then by choosing the best features, a result can be inferred as the predicting value.

The performance of the approach is presented in which after the fuzzification of time series and creating the logical fuzzy relations, by using the lower limit of the predicting element's range and its consecutive range, and the resulted difference of sequential elements, some specific computations are done and a set of features are gained. Then, using the particle swarm optimization function, the best parameter is selected. The fitness function in the proposed method has two parts: a general section (the average of all orders) and a partial (Every columns orders). In general section, the overall average of error is shown. In Every columns orders section each column individually considered. For the second to tenth order (9 PSO separate) the answer is checked. The method is as follow; we used two parameters \underline{b} and \underline{d} for the feature calculation algorithm. The amount of \underline{d} was manually and randomly between 3 – 1000, but PSO find the amount of \underline{b} .

Properties obtained by this method, have less outliers data and waste, which it causes predicted closer, with less error.

Finally, defuzzification is performed. The yielded score is the predicted integer value of considered element.

In order to decide the precision of the prediction's rate, we compare the proposed model to other methods using the mean square error and the average error. In order to show the efficiency of the proposed approach, we have implemented this method on the Alabama University's enrollment database. It can be observed that the suggested method provides better results compared to the other methods and also renders a lower error.

Keywords: Predict, Time series, Optimization, Fuzzy logic, High-order fuzzy time series, Fuzzification, Defuzzification

مقابل نوسانات و اختلالات خارجی برمی‌گردد؛ پس بر آن شدید که از یک روش پیش‌بینی فازی مبتنی بر سری‌های زمانی - فازی مرتبه بالا مبتنی بر تابع بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای بهینه‌کردن الگوریتم محاسبه و ویژگی استفاده کرده و با تعریف ویژگی‌های مناسب، تعداد ویژگی‌هایی را که در پیش‌بینی به کار می‌آیند، بیشتر کرده و در نتیجه مقدار خطای پیش‌بینی کمتر داشته باشیم. امروزه تخمین مناسب از مقدار یک پارامتر در آینده، موضوع بسیار مهمی در بسیاری از شاخه‌های علمی، مهندسی، پزشکی و غیره است؛ زیرا حوادث آینده در فرآیند برنامه‌ریزی نقش عمده‌ای ایفا می‌کند. تخمین‌زنده‌ها به‌طور کلی به دو دسته خطی و غیر خطی تقسیم می‌شوند. مدل‌های کمی پیش‌بینی به دو نوع مدل‌های تک‌متغیره و مدل‌های چندمتغیره تقسیم می‌شوند [17]. بسیاری از ابزارهای آماری مانند تحلیل رگرسیون، میانگین متحرک، میانگین متحرک نمایی و میانگین متحرک اتورگرسیون در پیش‌بینی‌های سنتی استفاده می‌شود. در همین راستا یکی از بزرگ‌ترین چالش‌های این روش‌ها، نیاز به مشاهدات بزرگ‌تر و عدم استفاده از متغیرهای زمانی و یا نظرات کارشناسان خبره است. این روش‌ها همچنین فقط به فرض خطی بودن محدود شده‌اند [2,6,7,8,9]. از سویی دیگر امروزه پیش‌بینی سری‌زمانی با استفاده از روش‌های

۱- مقدمه

سری زمانی یکی از شاخه‌های آمار و احتمال است که در سایر رشته‌های علوم کاربرد فراوانی داشته و نشان‌دهنده مجموعه‌ای از مقادیر رویدادها و یا کارهای خاص با توجه به زمان به‌دست‌آمده است [1]. بعضی از رویدادهای سری زمانی مانند دما، میزان بارش، میزان آلودگی، ثبت‌نام دانشگاه، قیمت سهام، رشد جمعیت، رشد اقتصادی و غیره از مسائل عمده و قابل توجه در پیش‌بینی هستند [2,3]. ویژگی همه رویدادهای سری زمانی این است که این رویدادها را با دقت نمی‌توان توصیف کرد [18]، پس برای تحلیل سری‌زمانی و پیش‌بینی آینده آن، نیاز به آشنایی با رفتار سری به‌عنوان تابعی از زمان و پیدا کردن الگوهای مناسب برای سری‌های زمانی کار مهمی است [4] درخصوص منطق و رویکرد فازی هم گفتنی است که این منطق، از متغیرهای زبانی و قوانین مبتنی بر "اگر آنگاه" که منعکس‌کننده روش تفکر انسانی است، نیز استفاده و عدم قطعیت حاکم بر سری‌ها را رفع می‌کند [5,18]. پس بارزترین برتری سامانه پیش‌بینی مبتنی بر منطق فازی، استفاده مستقیم از دانش انسانی است؛ از سویی دیگر آشفته‌گی غیرمنتظره باعث تغییراتی در داده‌های سری زمانی می‌شود که اغلب در سری‌های زمانی اقتصادی اتفاق می‌افتد. استحکام هر مدل پیش‌بینی به توانایی‌اش برای پایدار باقی‌ماندن در

بزرگی، اندازه داده، ابعاد بالا و لزوم در به‌روزرسانی مداوم می‌داند و طبقه‌بندی پژوهش‌ها عبارتند از: نمایندگی و ایندکس‌گذاری⁴ اندازه‌گیری شباهت⁵، تقسیم‌بندی⁶، تجسم⁷ و استخراج⁸.

در مطالعه کتان احمد و همکاران [13]، یک چارچوب بدون نظارت⁹ براساس برنامه نویسی ژنتیک¹⁰، برای پیش‌بینی موقعیت یک رویداد خاص پیشنهاد می‌شود و کاربر رویداد هدف را که نیاز به پیش‌بینی است، مشخص می‌کند؛ همچنین در ادامه، فرآیند چارچوب پیشنهادی دو مرحله آموزش¹¹ و آزمایش¹² تقسیم می‌شود که به ترتیب عبارتند از: الف) مرحله آموزش: در این مرحله، ویژگی‌های آماری را از آموزش بردار سری زمانی، استخراج می‌کند (تولیدشده از همان محیط) و آن‌ها را با رویداد هدف که کاربر تعریف کرده است، منطبق می‌کند. ب) مرحله آزمایش: در آن سری زمانی مشاهده‌نشده را، دریافت و آن را با نمونه‌های آموخته‌شده جهت پیش‌بینی منطبق می‌کند.

در مطالعه روش چيسان [14] یک بهینه‌سازی، از پیش‌بینی در مرتبه نخست است. ابتدا تفاوت بین زمان ثابت و متغیر تشریح و از یک روش گام‌به‌گام برای الگوریتم بهینه‌سازی زمان متغیر استفاده و سپس از یک انتشار به عقب سه‌لایه‌ای برای تبدیل خروجی مدل به غیرفازی و درانتها، سه متد متفاوت غیر فازی‌سازی مقایسه می‌شود و نتیجه این بوده که روش غیر فازی‌سازی شبکه عصبی، کم‌ترین خطای میانگین پیش‌بینی و کم‌ترین پیچیدگی و بهترین نتیجه را دارد.

در مطالعه روش سینگ [15]، به‌طور کلی یک روش محاسباتی پیش‌بینی مبتنی بر سری‌های زمانی فازی با مرتبه بالا ارائه شده است. در این روش ابتدا از جمع عنصر ماقبل عنصر مورد پیش‌بینی با نتیجه حاصل از اختلاف سری‌ها، یک سری ویژگی محاسبه می‌شود؛ سپس با انتخاب بهترین ویژگی و جمع آن‌ها با میانه بازه‌ای که عنصر مورد پیش‌بینی در آن فازی‌سازی شده و تقسیمات بعدی آن‌ها، به نتیجه‌ای

محاسبات نرم¹، مانند: مجموعه فازی، شبکه عصبی مصنوعی²، محاسبات تکاملی³، افزایش یافته و در میان آن‌ها مجموعه فازی به‌طور گسترده در این حوزه استفاده شده که تحت‌عنوان سری زمانی فازی نامیده می‌شود [2,8,10,11]. از مهم‌ترین کاربردهای سامانه‌های فازی: فرموله کردن دانش بشری، شناسایی پویایی غیرخطی سامانه‌ها، توصیف پدیده‌های غیرخطی و نامشخص است [2,4,18]. در انجام این پژوهش، به بررسی و مطالعه مفاهیم پایه مربوط به سری زمانی و سامانه‌های فازی پرداخته و از روش فازی برای پیش‌بینی یک سری زمانی استفاده می‌شود، به‌گونه‌ای که در ارائه روش جدید سعی شده است، تا از به‌وجود آمدن معایب موجود در کارهای مرتبط پیشین پرهیز و یک روش جدید برای پیش‌بینی سری زمانی پیشنهاد شود و برای بالابردن دقت پیش‌بینی مقدار الگوریتم بهینه را می‌توان به‌دست آوریم. نوآوری‌های این مقاله عبارتند از:

انتخاب پارتنیشن‌بندی فاصله (یعنی طول و تعداد فواصل)؛
تدوین روابط فازی؛

ایجاد ویژگی‌های بهتر؛

استفاده از تابع pso برای انتخاب بهترین پارامتر.

هر کدام از این عوامل، بر دقت پیش‌بینی بسیار مؤثرند و با بررسی کارهای انجام‌شده، مشخص شده که تلاش‌های پژوهشی تا کنون، با یک هدف مشترک انجام گرفته و آن هم به‌منظور افزایش سازگاری بین قوانین پیش‌بینی و داده‌های مشتق‌شده از آن است. این بدین معنی است که عملکرد مدل‌های مختلف FTS توسط پیشینه آن و تحت شرایط شناخته‌شده ارزیابی می‌شود؛ به عبارت ساده، به این معنی است که قوانین پیش‌بینی، با استفاده از همان اطلاعات قدیمی که از آن سرچشمه می‌گیرند، ارزیابی و سپس بر روی مجموعه داده‌های آینده اعتبارسنجی می‌شوند.

۲- پیشینه پژوهش

در مطالعه تک چان فو [12]، یک نگاه کلی به پژوهش‌های انجام‌شده دارد، که به‌عنوان یک واژه‌نامه به پژوهش‌گران علاقه‌مند این حوزه کمک می‌کند و طبیعت سری زمانی را شامل

¹ Soft Computing

² Artificial Neural Networks

³ Evolutionary Computation

⁴ Representation & Indexing

⁵ Similarity Measure

⁶ Segmentation

⁷ Visualization

⁸ Mining

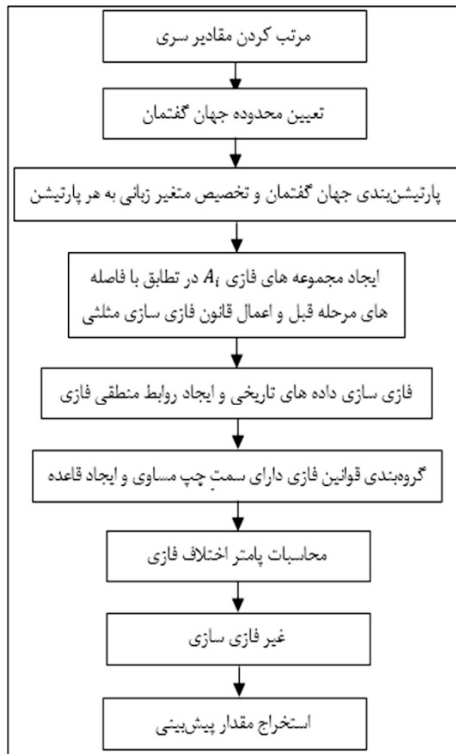
⁹ Unsupervised

¹⁰ Genetic Programming

¹¹ Training Phase

¹² Testing Phase

- مرتب‌سازی ویژگی‌ها براساس بعضی از معیارها؛
- استخراج ویژگی‌های جدید از داده‌های سری زمانی برای پیش‌بینی سری و بهبود دقت آن؛
- مقاومت مدل نسبت به نوفه با ارائه مدل پیشنهادی؛
- ارائه سامانه‌ای که سری زمانی را با دقت زیاد پیش‌بینی کند، دست‌یابی به دقت ۱۰۰٪ با رویکرد فازی.



(شکل-۱): روندنمای مراحل مختلف الگوریتم
(Figure-1): Flowchart Different Stage

مراحل گام به گام روش پیشنهادی، برای پیش‌بینی سری زمانی فازی برای داده‌های سری زمانی عبارتند از: موضوع پیشنهادی شامل هفت مرحله است. در مرحله نخست جهان گفتمان U بر اساس محدوده‌ای از داده‌های سری زمانی تاریخی مشخص و بازه آن توسط قاعده مثبت مناسب هستند، تعیین می‌شود. در مرحله دوم جهان گفتمان به فواصل با طول مساوی u_1, u_2, \dots, u_m پارٹیشن بندی، و تعداد متغیرهای زمانی (مجموعه‌های فازی) A_1, A_2, \dots, A_m در تطابق با تعداد فواصل در نظر گرفته می‌شود. در مرحله سوم مجموعه‌های فازی A_i در تطابق با فاصله‌های مرحله دوم ایجاد و قانون درجه عضویت مثلثی به هر فاصله، در هر یک از مجموعه‌های فازی اعمال می‌شود.

به‌عنوان مقدار پیش‌بینی می‌رسد که در پیش‌بینی ثبت‌نام دانشگاه آلوباما و پیش‌بینی تولید محصول آزمایش شده است. در مطالعه روش عقیلی و همکاران [16] یک روش محاسباتی پیش‌بینی مبتنی بر سری‌های زمانی فازی با مرتبه بالا ارائه شده که محاسبات پیش‌بینی آن، شامل پنج مرحله است که عملکرد روش بدین صورت است که پس از فازی‌سازی سری زمانی و ایجاد روابط منطقی فازی، با استفاده از حد پایین بازه عنصر مورد پیش‌بینی و بازه پس از آن، و اختلاف حاصل از عناصر متوالی، محاسبات خاصی انجام داده و مجموعه‌ای از ویژگی‌ها به دست می‌آید؛ سپس پیش‌بینی و در انتها غیرفازی‌سازی انجام می‌شود.

در مطالعه روش عسگری و منتظریان [3] یک الگوریتم مرتبه بالا برای سری‌های زمانی فازی چندمتغیره^۱ براساس خوشه‌بندی فازی به جای استفاده از طول و فواصل ارائه شده است، تا برخی از مسائل شناخته شده با الگوریتم FTS موجود، از بین رود. HMV-FTS به طور هم‌زمان دو کار انجام می‌دهد. الگوریتم FTS اطلاعات موجود در مورد مقدار آینده یک متغیر در فرایند پیش‌بینی را نمی‌تواند ترکیب کند، در حالی که HMV-FTS می‌تواند. دی‌فازی‌سازی مقدار پیش‌بینی شده، برای مرکز خوشه یا نقطه میانی فواصل و استفاده از فواصل دیگر، مشکلات مورد بحث با الگوریتم FTS است. در الگوریتم فازی چندمتغیره، یک متغیر به‌عنوان متغیر اصلی در نظر گرفته می‌شود که پیش‌بینی می‌شود و بقیه، متغیر ثانویه است. در حالی که در HMV-FTS با تمام متغیرها به طور مساوی رفتار می‌شود و هم‌زمان بیش از یک متغیر پیش‌بینی می‌شود.

۳- روش پیشنهادی

در این پژوهش، پیش‌بینی سری زمانی با رویکرد فازی ارائه شده که در آن از تابع بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۲ برای بهینه‌کردن الگوریتم محاسبه ویژگی استفاده شده است. اهداف اصلی و فرعی این مقاله با توجه به فرضیات مفروض عبارتند از:

- برآورد (تخمین) برخی از مقادیر و یا موقیت در آینده براساس نمونه‌های داده شده فعلی یا قبلی در پیش‌بینی سری زمان؛
- توسعه روش‌های انتخاب ویژگی برای پیدا کردن بیش‌ترین زیرمجموعه مرتبط با ویژگی‌ها برای توصیف داده‌ها؛

¹ HMV-FTS = Hi gh-order Multi-Variable Fuzzy Time Series

² PSO

مرحله چهارم شامل فازی‌سازی داده‌ها و ایجاد روابط منطقی فازی است. مرحله پنجم شامل گروه‌بندی قوانین فازی دارای سمت چپ مساوی و ایجاد قاعده برای هر مجموعه فازی، با اجتماع همین قوانین گروه‌بندی شده، است. مرحله ششم شامل محاسبه پارامتر اختلاف فازی $d(m)$ در مرتبه‌های مختلف $m = 2, 3, 4, \dots$ است و استفاده از تابع PSO برای بهینه‌کردن الگوریتم محاسبه ویژگی و مرحله آخر شامل محاسبات فازی برای پیش‌بینی و در نهایت غیر فازی‌سازی نتایج است.

$$A_1 = a_{11}/u_1 + a_{12}/u_2 + \dots + a_{1m}/u_m,$$

$$A_m = a_{21}/u_1 + a_{22}/u_2 + \dots + a_{2m}/u_m,$$

$$\dots$$

$$A_m = a_{m1}/u_1 + a_{m2}/u_2 + \dots + a_{mm}/u_m \quad (2)$$

که در آن $a_{ij} \in [0, 1], 1 \leq i, j \leq m$ است. متغیر a_{ij} درجه عضویت بازه صحیح u_j را در مجموعه فازی A_i نشان می‌دهد.

۴. فازی‌سازی داده‌های تاریخی و ایجاد روابط منطقی فازی

در اینجا، فازی‌سازی، فرایند شناسایی ارتباط بین مقادیر تاریخی در مجموعه داده‌ها و مجموعه‌های فازی تعریف شده در مرحله قبل است. هر مقدار تاریخی، با توجه به بالاترین درجه عضویت خود فازی‌سازی می‌شود. اگر به بالاترین درجه تعلق یک متغیر زمانی تاریخی خاص، $F(t-1)$ گفته شود، که در مجموعه فازی A_m رخ می‌دهد، آن‌گاه $F(t-1)$ به صورت A_m فازی‌سازی می‌شود.

اگر A_i فازی‌سازی سال n و A_j فازی‌سازی سال $n+1$ باشد، آن‌گاه رابطه فازی منطقی بین آنها به صورت $A_i \rightarrow A_j$ نشان داده می‌شود. در اینجا A_i حالت فعلی و A_j حالت بعدی نامیده می‌شود.

روابط منطقی فازی مرتبه‌های مختلف به صورت زیر ایجاد می‌شوند:

اگر برای داده سری n و $n-1, n-2, \dots, n$ فازی‌سازی مقادیر به ترتیب A_j و A_i, A_{i1} باشد، آن‌گاه رابطه منطقی فازی مرتبه دوم به صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$A_{i1}, A_i \rightarrow A_j \quad (3)$$

اگر برای داده سری $n, n-1, n-2, n-3$ فازی‌سازی مقادیر به ترتیب A_j و A_i, A_{i1}, A_{i2} باشد، آن‌گاه رابطه منطقی فازی مرتبه سوم به صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$A_{i2}, A_{i1}, A_i \rightarrow A_j \quad (4)$$

به همین ترتیب اگر برای داده‌های سری $n, n-1, n-2, n-3, n-4$ فازی‌سازی مقادیر به ترتیب A_j و $A_i, A_{i1}, A_{i2}, A_{i3}$ باشد، آن‌گاه رابطه منطقی فازی مرتبه چهارم به صورت زیر نشان داده می‌شود:

۳-۱- الگوریتم پیش‌بینی مرتبه بالا در روش پیشنهادی

مراحل گام‌به‌گام روش پیشنهادی، برای پیش‌بینی سری زمانی فازی برای داده‌های سری زمانی:

۱. تعیین محدوده جهان گفتمان، بر اساس داده‌های سری زمانی تاریخی مشخص و بازه آن با استفاده از قاعده زیر تعیین می‌شود:

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \quad (1)$$

۲. پارتیشن‌بندی جهان گفتمان و تخصیص متغیر زمانی به هر پارتیشن

جهان گفتمان را به فواصل با طول مساوی u_1, u_2, \dots, u_m پارتیشن‌بندی می‌کنیم. تعداد متغیرهای زمانی (مجموعه‌های فازی) A_1, A_2, \dots, A_m را در تطابق با تعداد فواصل در نظر می‌گیریم. هر چه پارتیشن‌بندی بهتر و دقیق‌تر باشد، نتیجه پیش‌بینی بهتر به دست می‌آید.

۳. ایجاد مجموعه‌های فازی در تطابق با فاصله‌های مرحله قبل و اعمال قانون فازی‌سازی مثلثی

مجموعه‌های فازی A_i را در تطابق با فاصله‌های مرحله ۲، ساخته و قانون درجه عضویت مثلثی را به هر فاصله در هر یک از مجموعه‌های فازی اعمال می‌شود. مجموعه‌های فازی

۷. محاسبات فازی برای پیش‌بینی

برخی نمادهای مورد استفاده به صورت زیر تعریف می‌شوند:
 $[* A_j]$ مربوط به فاصله u_j که در آن درجه عضویت A_j ، بالاترین مقدار است. (یعنی یک)
 $L[* A_j]$ حد پایین بازه u_j است.
 $U[* A_j]$ حد بالای بازه u_j است.
 $l[* A_j]$ طول فاصله u_j که در آن درجه عضویت در A_j ، بالاترین مقدار است. (یعنی ۱)
 $M[* A_j]$ مقدار میانه فاصله u_j که بالاترین مقدار را در A_j دارد.

$S[i]$ مقدار حاصل از گروه‌بندی قوانین فازی.
 برای یک رابطه منطقی فازی $A_i \rightarrow A_j$:
 A_i فازی‌سازی داده سری n
 A_j فازی‌سازی داده سری $n+1$
 $U(i)$ مقدار واقعی داده سری n
 $U(j)$ مقدار واقعی داده سری $n+1$
 $U(i-1)$ مقدار واقعی داده سری $n-1$
 $U(i-2)$ مقدار واقعی داده سری $n-2$
 ...
 F_j پیش‌بینی صحیح داده سری $n+1$

۸. محاسبه ویژگی

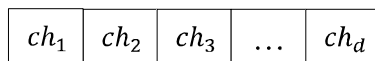
با استفاده از مقادیر حاصل از اختلاف فازی، یک سری ویژگی به دست می‌آوریم:

```
for b = 1: d
    x(b) = U(m) + (d(m)/(ch(b)));
    xx(b) = U(m) - (d(m)/(ch(b)));
    y(b) = U(m) + (d(m) * ch(b));
    yy(b) = U(m) - (d(m) * ch(b));
end
```

(شکل-۲): الگوریتم محاسبه ویژگی
 (Figure-2): Feature Calculation Algorithm

* در تابع pso تعداد تکرار برابر 1000 ، $c1=c2=2$ ، $w=0.7$ ، شماره ذره برابر 20 و بازه 10 در نظر گرفته شد.

• بازنمایی ذره در الگوریتم PSO



(شکل-۳): بازنمایی ذره در الگوریتم PSO
 (Figure-3): Representation Of The Particle in The PSO

A_j و A_i ، A_{i1} ، A_{i2} ، A_{i3} ، باشد، آن‌گاه رابطه منطقی فازی مرتبه چهارم به صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$A_{i3}, A_{i2}, A_{i1}, A_i \rightarrow A_j \quad (5)$$

به روش مشابه، مرتبه پنجم، ششم، هفتم، و سایر روابط منطقی فازی مرتبه‌های بالاتر محاسبه می‌شود.

۵. گروه‌بندی قوانین فازی دارای سمت چپ مساوی و ایجاد قاعده برای هر مجموعه فازی

با مقایسه روابط به دست آمده، روابطی که سمت چپ یکسانی دارند، گروه‌بندی می‌کنیم؛ سپس روابطی که دارای سمت چپ مشابه هستند، ترکیب و قاعده‌ای برای هر بازه، براساس اتحاد بازهای موجود در سمت راست به شکل زیر محاسبه می‌نماییم:
 • اگر همه مقادیر درجه عضویت خروجی، صفر باشد، خروجی نیز صفر است.
 • اگر درجه عضویت خروجی فقط شامل یک مقدار بیشینه (یعنی ۱) باشد، نقطه میانی آن، به عنوان خروجی در نظر گرفته می‌شود.

• اگر درجه عضویت خروجی شامل چند مقدار بیشینه (یعنی ۱) باشد، حاصل خروجی، جمع نقطه میانی آنها، تقسیم بر تعداد آنها است.

در غیراین صورت، نقطه میانی هر بازه محاسبه، و برای غیرفازی‌سازی استفاده می‌شود.

با توجه به روابط بالا، مجموع نیمه‌های هر بازه که درجه عضویت آن یک است، بر تعدادشان تقسیم، و از عدد حاصله برای به دست آوردن مقدار پیش‌بینی استفاده می‌کنیم.

۶. محاسبه پارامتر اختلاف فازی

محاسبه پارامتر اختلاف فازی $d(m)$ در مرتبه‌های مختلف $m=2,3,4,\dots$

$$(6)$$

$$\begin{aligned} d(2)U(i) &= |U(i) - U(i-1)| \\ d(3)U(i) &= |d(2)U(i) - d(2)U(i-1)| \\ d(4)U(i) &= |d(3)U(i) - d(3)U(i-1)| \\ d(5)U(i) &= |d(4)U(i) - d(4)U(i-1)| \\ d(6)U(i) &= |d(5)U(i) - d(5)U(i-1)| \\ d(7)U(i) &= |d(6)U(i) - d(6)U(i-1)| \\ &\dots \\ d(m)U(i) &= |d(m-1)U(i) - d(m-1)U(i-1)| \end{aligned}$$

مقدار حاصل از $(S[i])$.

در بخش غیرفازی‌سازی، مجموع این سه جزء را تقسیم بر مجموع درجه عضویت‌ها، به‌علاوه دو می‌کنیم. جمع با میانگین بازه، به‌دلیل این‌که عددی در خود بازه است، سبب می‌شود تا عدد حاصل بسیار نزدیک به مقدار سری باشد. جمع $S[i]$ (مقدار مربوط به هر گروه از روابط محاسبه‌شده در گروه‌بندی فازی) با سایر اجزا، نتایج دگرگون شده و خطا بسیار کم می‌شود.

$$F_j = (r + S[i] + M[* A_j]) / (s + 2); \quad (7)$$

```

for b = 1:d
if (x(b) >= L[* A_j]) && (x(b) <= U[* A_j])
fi = fu_j(x(b));
r = r + (x(b) * fi);
s = s + fi;
end

for b = 1:d
if (xx(b) >= L[* A_j]) && (xx(b) <= U[* A_j])
fi = fu_j(xx(b));
r = r + (xx(b) * fi);
s = s + fi;
end

for b = 1:d
if (y(b) >= L[* A_j]) && (y(b) <= U[* A_j])
fi = fu_j(y(b));
r = r + (y(b) * fi);
s = s + fi;
end

for b = 1:d
if (yy(b) >= L[* A_j]) && (yy(b) <= U[* A_j])
fi = fu_j(yy(b));
r = r + (yy(b) * fi);
s = s + fi;
end
    
```

(شکل-۴): موتور استنتاج فازی (Figure-4): Fuzzy Inference Engine

```

a = had paen
b = had bala
c = (a + b) / 2;
if (x < c)
m = 1 / (c - a);
fu_j = m * (x - a);
end

if (x > c)
m = 1 / (c - b);
fu_j = m * (x - b);
end

if (x == c)
fu_j = 1;
end
    
```

(شکل-۵): محاسبه درجه عضویت برای ویژگی‌ها (Figure-5): Calculation The Degree Of Membership For Feature

ها در شکل بالا، به‌عنوان پارامتر در PSO در نظر گرفته شده است؛ چون مقدار بهینه آن مشخص نبود.

• تابع شایستگی در الگوریتم PSO

در هر مرحله و برای پیش‌بینی هر داده در سری زمانی، یک سری ویژگی محاسبه می‌شود. هرچه ویژگی‌ها دقیق‌تر و به داده مورد پیش‌بینی نزدیک‌تر باشند، دقت پیش‌بینی بیشتر خواهد شد. تابع شایستگی در روش پیشنهادی دو بخش دارد: یک بخش به‌صورت کلی (میانگین تمام مرتبه‌ها) و یک بخش به‌صورت جزئی (تک تک ستون مرتبه‌ها) است.

۱. میانگین تمام مرتبه‌ها

در قسمت کلی برای کل مرتبه‌ها، اعداد مرتبه دوم، سوم... دهم، را باهم جمع و تقسیم بر تعداد می‌کنیم که میانگین کلی خطاها را نشان می‌دهد؛ سپس با همان تعداد b میانگین کلی را به کمینه رساندیم.

۲. میانگین تمام مرتبه‌ها

در قسمت کلی برای کل مرتبه‌ها، اعداد مرتبه دوم، سوم... دهم، را باهم جمع و تقسیم بر تعداد می‌کنیم که میانگین کلی خطاها را نشان می‌دهد؛ سپس با همان تعداد b میانگین کلی را به کمینه رساندیم.

۳. تک تک ستون مرتبه‌ها

قسمت دوم به‌صورت جزئی: به‌جای این‌که میانگین میانگین‌ها را در نظر بگیریم، هر ستون از مرتبه‌ها را به‌صورت جداگانه در نظر گرفتیم. برای مرتبه دوم تا دهم (۹ تا PSO جدا) جواب را بررسی کردیم.

روش کار به‌این‌صورت است که از دو پارامتر در الگوریتم محاسبه ویژگی استفاده کردیم؛ یکی از آنها d و دیگری b است، که در آن مقدار d به‌صورت دستی و رندم بین بازه [۳-۱۰۰۰] بررسی شد و b را PSO پیدا می‌کند. در شکل (۴)، تابعی برای محاسبه درجه عضویت هر ویژگی در بازه مورد نظر ($u_i, i=1...7$) بوده و ورودی این تابع، ویژگی‌های منتخب است.

۱. غیرفازی‌سازی

غیرفازی‌سازی روش پیشنهادی ما، از چند جزء تشکیل شده است، که عبارتند از:

مجموع حاصل از موتور استنتاج، مربوط به ویژگی‌ها؛
میانۀ بازۀ مورد پیش‌بینی $(M[* A_j])$ ؛

۴- نتایج، یافته‌های تجربی و ارزیابی

در این بخش، با استفاده از میانگین خطای پیش‌بینی^۱ و میانگین مجذور خطا^۲، خطای مقادیر پیش‌بینی شده را نمایش داده که مراحل اکتساب آن از روابط (۸)، (۹)، (۱۰) پیروی می‌کند. در ادامه نتایج تجربی برای حالت میانگین تمام مرتبه‌ها (حالت کلی) و برای تک‌تک ستون مرتبه‌ها (حالت جزئی) در قالب جداول زیر تشریح می‌شود.

$$\text{forecasting error (in percent)} = \frac{|\text{forecasted value} - \text{actual value}|}{\text{actual value}} \times 100 \quad (8)$$

$$\text{Average forecasting error (in percent)} = \frac{\text{sum of forecasting error}}{\text{number of errors}} \quad (9)$$

$$\text{Mean square error} = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{actual value}_i - \text{forecasted value}_i)^2}{n} \quad (10)$$

۴-۱- ارزیابی مدل پیشنهادی با داده‌های ثبت‌نام دانشگاه آلباما

نتایج در حالت کلی، به این صورت است که مقدار کمی "D=۳" بدترین نتیجه را می‌دهد. و مقدار کمی "D=۷۱۰" بهترین عدد انتخابی برای D است، چون میانگین خطای پیش‌بینی و مجذور خطا کمتری دارد. میانگین خطای پیش‌بینی در این حالت میانگین تمام مرتبه‌ها است. نتایج برای مقدار کمی "D=۷۱۰" در مرتبه سه بهترین و در مرتبه هفت ضعیف‌ترین نتیجه را دارد. این نتایج در جداول (۱ و ۲) به نمایش درآمده است.

(جدول-۱): نتایج میانگین خطای پیش‌بینی برای حالت میانگین تمام مرتبه‌ها
(Table-1): The Results of Average Forecasting Error for The Average State of All Orders

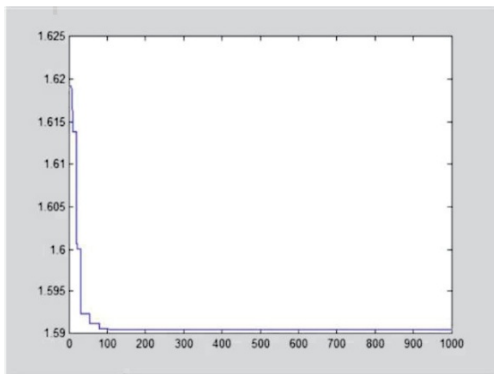
D	Fgbest = Output	Average forecasting error								
		order2	order3	order4	order5	order6	order7	order8	order9	order10
3	1.5904	1.482	1.6037	1.5295	1.5798	1.6253	1.6519	1.6364	1.6771	1.5283
10	1.5349	1.4503	1.4654	1.4009	1.5413	1.6247	1.6123	1.5921	1.616	1.5106
53	1.5239	1.4828	1.457	1.4434	1.5281	1.5635	1.5943	1.6005	1.588	1.4579
101	1.5253	1.4996	1.4624	1.4538	1.5264	1.5407	1.6005	1.6096	1.5804	1.4545
279	1.5203	1.5065	1.4506	1.4558	1.545	1.5265	1.623	1.5738	1.555	1.4469
305	1.5194	1.5078	1.4527	1.4574	1.5439	1.5278	1.6206	1.5622	1.5575	1.4447
505	1.515	1.5045	1.4454	1.4515	1.5456	1.5293	1.6276	1.5487	1.5387	1.4436
700	1.5158	1.5025	1.4449	1.4482	1.5445	1.5309	1.6254	1.5655	1.5386	1.4422
710	1.5144	1.5051	1.4455	1.4504	1.5482	1.5295	1.62	1.55	1.5326	1.4413
1000	1.5154	1.5059	1.4479	1.4501	1.5448	1.5332	1.6245	1.5459	1.5378	1.4488

(جدول-۲): نتایج مجذور خطا برای حالت میانگین تمام مرتبه‌ها
(Table-2): The Results of Mean Square Error for The Average State of All Orders

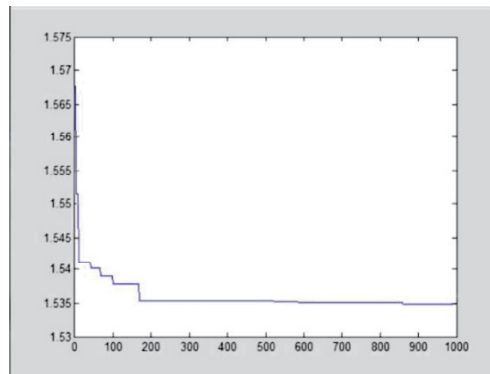
d	MSE								
	order2	order3	order4	order5	order6	order7	order8	order9	order10
3	0.786	0.9004	0.8618	0.9157	1.0361	0.9548	0.966	1.068	0.888
10	0.753	0.8268	0.8	0.8785	0.9718	0.9283	0.9172	1.0621	0.8752
53	0.8036	0.8229	0.8301	0.8871	0.9307	0.9632	0.9491	1.0161	0.8905
101	0.8304	0.8266	0.8462	0.8917	0.9303	0.9778	0.9716	1.0208	0.8958
279	8.5209	8.2881	8.5529	9.0025	9.3052	9.9359	9.6924	9.9977	9.0099
305	8.5138	8.2776	8.5444	8.9849	9.3208	9.9068	9.6855	9.9895	8.9888
505	0.8564	0.832	0.8582	0.9085	0.9377	1.0011	0.9732	0.9902	0.9102
700	0.8581	0.8343	0.8596	0.9118	0.9417	1.0045	0.9781	0.9935	0.914
710	0.8583	0.8331	0.8589	0.9113	0.9396	1.0048	0.9754	0.9876	0.9118
1000	0.8598	0.8349	0.8603	0.9124	0.9425	1.0052	0.9775	0.9895	0.9153

²Mean square error

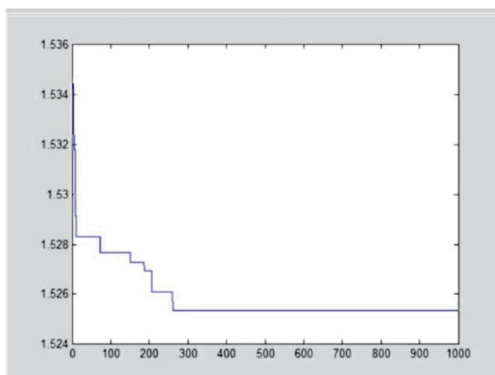
¹Average forecasting error



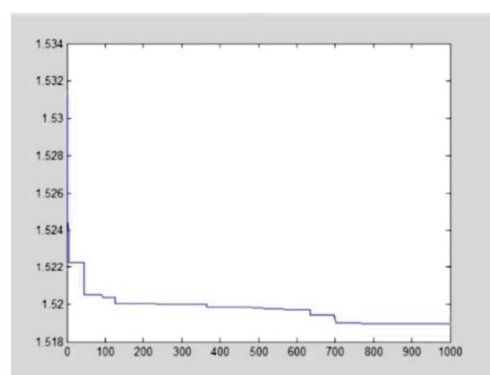
D = 3 fgbest = 1.5904



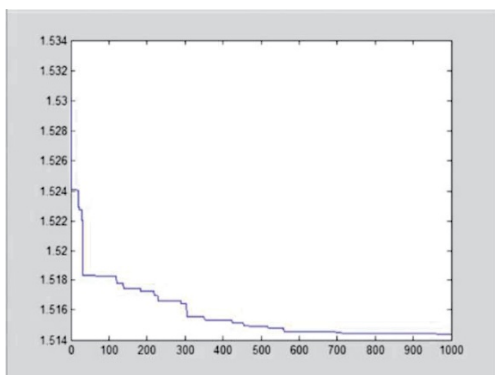
D = 10 fgbest = 1.5349



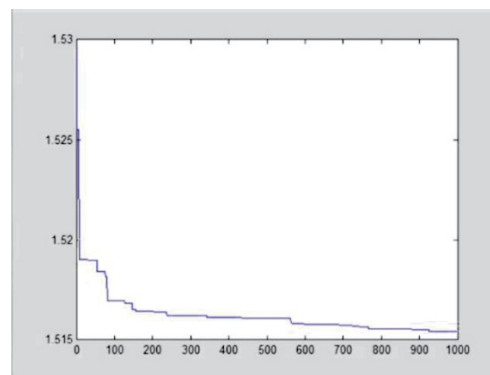
D = 101 fgbest = 1.5253



D = 305 fgbest = 1.5194



D = 710 fgbest = 1.5144



D = 1000 fgbest = 1.5154

(شکل - ۶) : نمودار fgbest بر اساس تکرار در حالت کلی
(Figure-6): The fgbest Diagram Based on The Repetition in General

شکل‌های بالا نشان می‌دهد که fgbest برای D=710 دارای بهترین نتیجه است.

(جدول-۳): نتایج میانگین خطای پیش‌بینی برای حالت تک‌تک ستون مرتبه‌ها
(Table-3): The Results of Average Forecasting Error for The Every columns orders

	Average forecasting error								
	Order 2	Order 3	Order 4	Order 5	Order 6	Order 7	Order 8	Order 9	Order 10
d=3	1.466	1.5212	1.5024	1.5661	1.5261	1.6121	1.6094	1.6047	1.4781
d=10	1.4454	1.4394	1.3938	1.5237	1.4255	1.5214	1.5282	1.5375	1.366
d=53	1.4551	1.4454	1.4101	1.526	1.3975	1.5603	1.5509	1.4822	1.3918
d=101	1.4809	1.4432	1.4341	1.5214	1.3997	1.571	1.5531	1.4614	1.3995
d=279	1.4957	1.4436	1.4483	1.5169	1.4165	1.5845	1.5456	1.4718	1.4169
d=305	1.4986	1.4442	1.4472	1.5169	1.3717	1.5866	1.5468	1.462	1.4094
d=505	1.4999	1.4416	1.4473	1.5179	1.401	1.5879	1.5458	1.5064	1.4406

(جدول-۴): نتایج میانگین مجذور خطا برای تک‌تک ستون مرتبه‌ها
(Table-2): The Results of Mean Square Error for The Every columns orders

	MSE								
	Order 2	Order 3	Order 4	Order 5	Order 6	Order 7	Order 8	Order 9	Order 10
d=3	78080	87370	87500	88805	86436	94736	96585	100280	88825
d=10	75176	82977	79982	86787	81616	91310	89549	94670	80747
d=53	77676	81955	81281	87039	80157	92995	93376	84489	78877
d=101	81431	82634	83325	88968	77150	95434	94783	82919	79965
d=279	84897	83268	85471	90069	77647	98471	96897	83708	81578
d=305	84818	83260	85563	90244	75216	98844	96829	81464	80526
d=505	85505	83476	85859	90624	78029	99483	97259	89982	90637

انتخاب سری زمانی فازی مناسب پیش‌بینی، نتایج به‌دست‌آمده بر اساس میانگین مجذور خطا مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به این معیار، مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط روش پیشنهادی با روش‌های دیگر در دسترس مرتبه بالا مقایسه و نتایج در جدول (۴) نشان داده شده است. بر اساس برآورد خطای مقادیر پیش‌بینی‌شده مرتبط با انواع مدل‌های مرتبه بالا، سری‌های زمانی فازی مرتبه بالای روش پیشنهادی در همه مرتبه‌ها دقت بالایی در پیش‌بینی دارد.

همان‌طور که در جداول (۵) و (۶) و شکل‌های (۷) و (۸) نشان داده شده است، روش‌های پیشنهادی نسبت به روش خانم عقیلی، Shiva Raj Singh و Hwang et al، کمترین خطای پیش‌بینی و همچنین MSE کمتری دارد؛ بنابراین بهترین نتیجه را می‌دهد. بهترین نتیجه در مرتبه ۱۰ و در حالت تک‌تک ستون مرتبه‌هاست که مقدار خطا ۱/۳۶ است، بنابراین نزدیک‌ترین پیش‌بینی را ارائه می‌دهد.

نتایج برای حالت تک‌تک ستون مرتبه به‌این صورت است که برای میانگین خطای پیش‌بینی، مقدار کمی "D=۱۰" در مرتبه ۲، ۳، ۴، ۷، ۸، ۱۰ و مقدار کمی "D=۵۳" در مرتبه ۹ و مقدار کمی "D=۳۰۵" در مرتبه ۶ بهترین نتیجه را دارند. این نتایج در جدول (۴-۳) ارائه شده است.

برای مجذور خطا، برای مرتبه ۲، ۳، ۴، ۵، ۷، ۸ مقدار کمی "D=۱۰"، برای مرتبه ۶ مقدار کمی "D=۳۰۵"، برای مرتبه ۹ مقدار کمی "D=۱۰۱" و برای مرتبه ۱۰ مقدار کمی "D=۵۳" بهترین انتخاب است، که در جدول (۴-۴) نشان داده شده است.

۴-۲- مقایسه مدل پیشنهادی

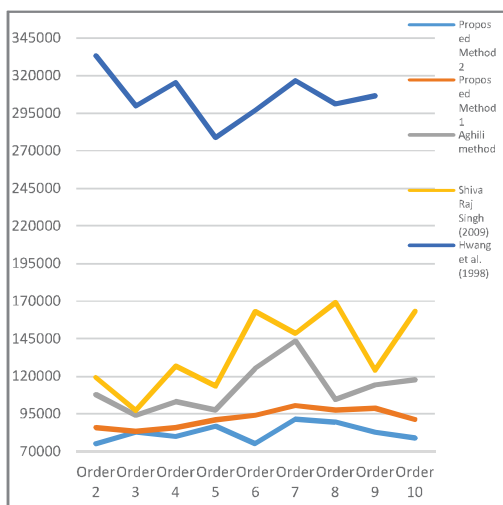
نرخ دقت مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط مدل پیشنهادی، در مقایسه با مدل‌های دیگر در جدول (۵) نشان داده شده است. علاوه بر این، برای به‌دست‌آوردن معیار دیگری در جهت

(جدول-۵): مقایسه میانگین خطای پیش‌بینی
(Table-5): The Comparison of Average Forecasting Error

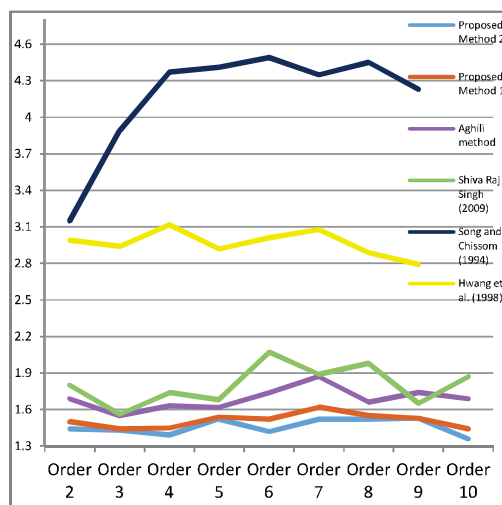
Order10	Order9	Order8	Order7	Order6	Order5	Order4	Order3	Order2	روش‌ها/میانگین خطا %
1.36	1.46	1.52	1.52	1.37	1.51	1.39	1.43	1.44	روش پیشنهادی (تک ستون)
1.44	1.53	1.55	1.62	1.52	1.54	1.45	1.44	1.5	روش پیشنهادی (ستون کلی)
1.69	1.74	1.66	1.87	1.74	1.62	1.63	1.55	1.69	روش خانم عقیلی
1.87	1.65	1.98	1.89	2.07	1.68	1.74	1.56	1.8	Shiva Raj Singh (2009)
-	4.23	4.45	4.35	4.49	4.41	4.37	3.89	3.15	Hwang et al. (1998)
-	2.79	2.89	3.08	3.01	2.92	3.12	2.94	2.99	Song and Chissom (1994)

(جدول-۶): مقایسه میانگین مجذور خطای پیش‌بینی روش پیشنهادی با روش‌های دیگر
(Table-6): The Comparison of Mean Square Error by proposed method and other works

Order10	Order9	Order8	Order7	Order6	Order5	Order4	Order3	Order2	روش‌ها/میانگین خطا %
78877	82919	89549	91310	75216	86787	79982	82977	75176	روش پیشنهادی (تک ستون d=10)
91180	98760	97540	100480	93960	91130	85890	83310	85830	روش پیشنهادی (ستون کلی d=710)
117686	114426	104455	143468	125327	97606	103181	94057	107745	روش خانم عقیلی
163290	123964	169149	148618	163137	113421	126676	97180	119189	Shiva Raj Singh (2009)
-	306485	301228	316720	296950	278919	315489	299634	333171	Hwang et al. (1998)



(شکل-۸): مقایسه میانگین مجذور خطای پیش‌بینی روش پیشنهادی با روش‌های دیگر
(Figure-8): The Comparison of Mean Square Error by proposed method and other works



(شکل-۷): مقایسه خطای پیش‌بینی
(Figure-7): The Comparison of Average Forecasting Error

(جدول ۷-): ثبت نام‌های پیش‌بینی شده توسط مدل پیشنهادی مرتبه بالا برای تک‌تک ستون مرتبه‌ها
 (Table-7): Forecasted enrollments by proposed models of high orders The Every columns orders at a glance

year	actual entollment	d=10								
		Order 2	Order 3	Order 4	Order 5	Order 6	Order 7	Order 8	Order 9	Order 10
1971	13055	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1972	13563	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1973	13867	13537	0	0	0	0	0	0	0	0
1974	14696	14448	14456	0	0	0	0	0	0	0
1975	15460	15500	15500	15500	0	0	0	0	0	0
1976	15311	15536	15588	15537	15549	0	0	0	0	0
1977	15603	15561	15521	15537	15600	15604	0	0	0	0
1978	15861	15552	15551	15536	15556	15633	15638	0	0	0
1979	16807	16445	16373	16453	16419	16402	16463	16449	0	0
1980	16919	16528	16514	16527	16533	16561	16567	16602	16587	0
1981	16388	16544	16515	16524	16534	16575	16575	16551	16546	16602
1982	15433	15598	15569	15598	15631	15640	15600	15610	15654	15608
1983	15497	15542	15525	15539	15581	15611	15542	15541	15611	15544
1984	15145	15584	15525	15540	15550	15575	15634	15556	15692	15613
1985	15163	15546	15536	15536	15576	15553	15589	15541	15608	15589
1986	15984	15661	15531	15539	15581	15604	15557	15545	15616	15660
1987	16859	16462	16478	16461	16441	16414	16439	16463	16402	16373
1988	18150	18369	18172	18147	18324	18150	18150	18262	18167	18153
1989	18970	18564	18526	18540	18559	18586	18573	18546	18616	18647
1990	19328	19328	19328	19328	19328	19318	19324	19327	19328	19327
1991	19337	19333	19337	19337	19336	19335	19337	19345	19337	19337
1992	18876	18696	18530	18539	18581	18666	18600	18542	18617	18664

و همچنین از فواصل دیگر مانند Manhattan, Minkowski, Correlation, Pearson, Cambera, Chebyshev به‌جای فاصله اقلیدسی از جمله پیشنهادها برای کارهای آینده است.

سیاس‌گذاری

این طرح پژوهشی با استفاده از اعتبارات ویژه پژوهشی دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل انجام شده است؛ لذا درکمال احترام از همکاری به‌عمل‌آمده دانشگاه نهایت سپاس و قدردانی به‌عمل می‌آید.

6- References

- ۶- مراجع**
- [1] Hung-Wen Peng, Shen-Fu Wu, Chia-Ching Wei, Shie-Jue Lee (2015). Time series forecasting with a neuro-fuzzy modeling scheme. Elsevier Applied Soft Computing. Pages 481-493.
 - [2] Mrinalini Shah. (2012). Fuzzy based trend mapping and forecasting for time series data. Elsevier Expert Systems with Applications. Pages 6351-6358 Knowledge-Based Systems.
 - [3] S. Askari, N. Montazerin. (2015). A high-order multi-variable Fuzzy Time Series forecasting algorithm based on fuzzy clustering. Elsevier.

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادهای آینده

در این مقاله، یک روش پیش‌بینی فازی مبتنی بر سری‌های زمانی فازی مرتبه بالا پیشنهاد شد که در آن از تابع بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای بهینه‌کردن الگوریتم محاسبه ویژگی استفاده شد. مشاهده شد که، روش پیشنهادی نسبت به روش‌های محاسباتی پیش‌بینی سری زمانی فازی مرتبه بالا و مدل پیش‌بینی ثبت‌نام مبتنی بر سری زمانی فازی مرتبه نخست، عملکرد بهتری را برای رفع مشکلات پیش‌بینی سری‌های زمانی فازی مرتبه بالا، ارائه می‌دهد. تعیین و انتخاب ویژگی، از مهم‌ترین علل به‌دست‌آوردن نتایج بهتر در پیش‌بینی است. آزمایش‌های مقایسه‌ای که تاکنون انجام شده، نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی بهتر از هم‌تایان خود عمل می‌کند. از سویی دیگر شواهد کافی برای نتیجه‌گیری این‌که آیا این روش پیش‌بینی، به‌طور کلی مناسب است، نیاز به پژوهش‌های گسترده‌تری دارد؛ زیرا این روش پیش‌بینی ذاتاً مبتنی بر قانون است و قابلیت آن در عرصه عمل، به توانایی‌های آن برای استنتاج، مطابق قوانین پیش‌بینی و سازگاری آن تحت شرایط نامعلومی، بستگی دارد. استفاده از خوشه‌بندی فازی در سری زمانی یک متغیر

With Fuzzy Time Series pII.. Elsevier.. Science. 0165-114(93)E0211-A.

- [15] Singh, S. R. (2009). A computational method of forecasting based on high-order fuzzy time series. Elsevier international Journal of applied Expert Systems with Applications 36 , 10551-10559.
- [16] Aghili Setare. Omranpour Hesam. Motameni Homayun. (2014). Application of a Fuzzy method for predicting based on high-order time series. IEEE , 978-1-4799-3351-8/14/\$31.00.
- [17] Omolbanin Yazdanbakhsh. Scott Dick. (2017). Forecasting of Multivariate Time Series via Complex Fuzzy Logic. IEEE , 2168-2216.
- [18] Ping Jiang, Qingli Dong, Peizhi Li, Lanlan Lian. (2017). A novel high-order weighted fuzzy time series model and its application in nonlinear time series prediction. Elsevier Applied Soft Computing.



حسام عمرانیپور مدرک کارشناسی

خود را در رشته مهندسی کامپیوتر در سال ۱۳۸۵ از دانشگاه علم و صنعت و همچنین مدرک کارشناسی ارشد را در سال ۱۳۸۸ از دانشگاه امیرکبیر در گرایش هوش مصنوعی دریافت و درجه

دکترای خود را از دانشگاه صنعتی امیرکبیر گرایش هوش مصنوعی در سال ۱۳۹۵ اخذ کرده است. در حال حاضر استادیار دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل در زمینه هوش مصنوعی و یادگیری ماشین است. زمینه پژوهشی مورد علاقه ایشان عبارتند از: هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و شناسایی آماری الگوها.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

h.omranpour@nit.ac.ir



فهیمة آزادیان مدرک کارشناسی خود

را در رشته علوم کامپیوتر از دانشگاه پیام نور نوشهر در سال ۱۳۸۹ دریافت و همچنین مدرک کارشناسی ارشد را از دانشگاه طبری بابل در سال ۱۳۹۵ اخذ کرده است. زمینه پژوهشی مورد

علاقه ایشان عبارتند از: سامانه‌های فازی، هوش مصنوعی، یادگیر ماشین.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

f.azadian196@yahoo.com

Expert Systems with Applications (2015) 2121–2135.

- [4] Ramezani Mouziraji Farhad , Yaghoobi Mehdi , Ghanghermeh Abdolazim. (2011). Caspian Sea Level Prediction Based On Fuzzy Regressor System. Scientific Information Database (SID) Journal: WATER AND WASTEWATER; Page(s) 90 To 98.
- [5] Gholamali Heydari, MohammadAli Vali, Ali Akbar Gharaveisi.(2016). Chaotic time series prediction via artificial neural square fuzzy inference Elsevier Expert Systems with Applications , Pages 461–468.
- [6] Sapankevych, N.I. ; Sankar, Ravi. (2009). Time Series Prediction Using Support Vector Machines: A Survey. IEEE Computational Intelligence Society. 1556-603X.
- [7] Vasilii A. Gromov , Artem N. Shulga. (2012). Chaotic time series prediction with employment of ant colony optimization. Elsevier, Expert Systems with Applications 39. 8474–8478.
- [8] Mu-Yen Chen. (2014). A high-order fuzzy time series forecasting model for internet stock trading. Elsevier Future Generation Computer Systems.
- [9] Ozge Cagcag Yolcu , Ufuk Yolcu , Erol Egrioglu , C. Hakan Aladag. (2016). High order fuzzy time series forecasting method based on an intersection operation. Elsevier Applied Mathematical Modelling.
- [10] P. Singh. (2016). Chapter 2 Fuzzy Time Series Modeling Approaches : AReview. Springer. Applications of Soft Computing.
- [11] Erol Egrioglu, Eren Bas, Cagdas Hakan Aladag, Ufuk Yolcu (2016). Probabilistic Fuzzy Time Series Method Based on Artificial Neural Network. American Journal of Intelligent Systems. P-ISSN: 2165-8978 , E-ISSN: 2165-8994.
- [12] Tak-chung Fu. (2011). A review on time series data mining. Elsevier, Engineering Applications of Artificial Intelligence 24 , 164-181.
- [13] Ahmed Kattan , Shaheen Fatima , Muhammad Arif. (2015). Time-series event-based prediction: An unsupervised learning framework based on genetic programming.Elsevier. Information Sciences 301 99–123.
- [14] Brad S. chisson. (1994). Forecasting Enrollmet

