

## تشخیص گذرها در نیروگاه اتمی بوشهر از طریق پیش بینی مقادیر متغیرها به کمک ترکیب روش آماری ARIMA و شبکه عصبی مصنوعی

خلیل، مشکبار بخشایش؛ محمد، باقر غفرانی\*

دانشگاه صنعتی شریف- دانشکده مهندسی انرژی

### چکیده:

پیش‌بینی مقادیر متغیرهای نیروگاهی می‌تواند به عنوان ابزاری مناسب برای تشخیص گذره و زمان خاموشی اضطراری مورد استفاده قرارگیرد. در این مقاله به کمک ترکیب روش خود بازگشتی میانگین متحرک تلفیقی (ARIMA)، با شبکه عصبی چند لایه (MLP) بهبود یافته، به پیش‌بینی مقادیر متغیرهای نیروگاه اتمی بوشهر می‌پردازیم. برای این منظور، در ابتدا به کمک روش ARIMA مدلی خطی بر پایه خصوصیات آماری داده‌ها بدست می‌آوریم. در مرحله بعد، مقادیر حاصل از تخمین توسط مدل خطی برای آموزش شبکه عصبی و پیش‌بینی مقادیر بعدی به کار گرفته می‌شوند. پایداری در محیط‌های نویزی، پیش‌بینی سریع، و پیش‌بینی در زمان‌های طولانی از مزایای این روش است.

کلید واژه: ۱- روش ARIMA ۲- شبکه عصبی MLP ۳- تشخیص‌گذره ۴- نیروگاه بوشهر

### ۱- مقدمه

پیش‌بینی متغیرهای نیروگاهی می‌تواند به عنوان ابزاری مناسب در اختیار اپراتورهای اتاق کنترل برای تشخیص حوادث احتمالی، پیش‌بینی زمان خاموشی اضطراری و مدت زمان لازم برای انجام اعمال پیشگیرانه و یا مهار کننده باشد. روش‌های محاسبات نرم (Soft computing)، در مقایسه با روش‌های مبتنی بر مدل‌های ریاضی، غالباً به دلیل توانایی پیش‌بینی سریع بیشتر مورد توجه قرار گرفته‌اند [۱]. در این مقاله به کمک ترکیب روش خودبازگشتی میانگین متحرک تلفیقی (ARIMA) با شبکه عصبی چند لایه (MLP) بهبود یافته، به پیش‌بینی مقادیر متغیرهای نیروگاه اتمی بوشهر می‌پردازیم. روش ARIMA دارای قدمت حدود ۵۰ ساله است [۲]. عیب این روش استفاده از تقریب خطی و مزیت آن پایداری در زمان‌های طولانی برای پیش‌بینی است. در مقابل، شبکه عصبی چند لایه دارای قابلیت تخمین داده‌های غیر خطی با هر دقت دلخواهی است. با این وجود، کاهش دقت در بازه‌های زمانی طولانی از معایب شبکه‌های عصبی است. بنابراین، ترکیب این دو روش می‌تواند قابلیت تخمین داده‌های زمانی غیر خطی در بازه‌های زمانی طولانی را افزایش دهد. همچنین، از آنجایی که روش ARIMA در مدل خود از نویز سفید برای پیش‌بینی مقادیر متغیرها استفاده می‌کند، آموزش شبکه عصبی چند لایه با داده‌های نویزی موجب پیش‌بینی دقیق‌تری در محیط نویزی می‌شود [۳].

## ۲- روش کار

از آنجایی که روش ARIMA، برای تخمین داده‌های ایستا (Stationary)، مورد استفاده قرار می‌گیرد، در ابتدا، داده‌های غیر ایستا را به داده‌های ایستا تبدیل می‌کنیم. سپس به کمک روش خود بازگشتی (AR)، میانگین متحرک (MA)، یا ترکیب این دو (ARMA) روشی برای تخمین داده‌ها بر پایه خصوصیات آماری مانند میانگین، واریانس، خودهمبستگی (Auto correlation)، و خودهمبستگی جزئی (Partial auto correlation) بدست می‌آوریم. در مرحله بعد، تفاضل مقادیر حقیقی و پیش بینی شده برای آموزش شبکه عصبی و پیش بینی مقادیر بعدی متغیرها به کار گرفته می‌شوند. در نهایت، با بدست آوردن مقادیر متغیرها می‌توان نوع گذره و زمان احتمالی خاموشی اضطراری را پیش بینی کرد.

### ۲-۱ تبدیل متغیرهای غیر ایستا به ایستا

روش‌های خود بازگشتی و میانگین متحرک برای داده‌های ایستا توسعه داده شده‌اند. داده‌های مربوط به متغیرها در نیروگاه‌های اتمی در بسیاری موارد غیر ایستا هستند. یکی از ساده‌ترین و موثرترین روش‌ها برای تولید داده‌های ایستا تفاضل بین داده‌های غیر ایستا است. این تفاضل می‌تواند از هر مرتبه‌ای صورت پذیرد. روش تفاضل مذکور را مطابق رابطه (۱) می‌توان ارایه داد.

$$Y_t = \Delta^n X_t = \sum_{i=0}^n (-i)^n \binom{n}{i} X_{t-i} \quad (1)$$

در این رابطه  $n$  مرتبه تفاضل‌گیری است. در به کارگیری روش تفاضل‌گیری بایستی دقت شود. به عبارت دیگر، استفاده نادرست ممکن است موجب از بین رفتن و یا پیچیده تر شدن روابط بین داده‌ها شود.

### ۲-۲ روش خود بازگشتی برای تخمین مقادیر متغیرها

داده‌های ایستا را می‌توان بر حسب داده‌های قبلی تولید کرد. به عبارتی رابطه (۲) را داریم.

$$X_t = c + \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \varphi_3 X_{t-3} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2)$$

این روش را خود بازگشتی می‌نامند و با  $AR(p)$  نشان می‌دهند. در این رابطه  $\varphi$  ضریب ثابت،  $\varepsilon_t$  نویز سفید مربوط به متغیر  $X_t$ ،  $C$  عددی ثابت مربوط به میانگین داده‌ها، و  $t$  زمان می‌باشد. یک راهکار مناسب برای محاسبه ضرایب ثابت، استفاده از روش یوله-والکر می‌باشد [۴]. در این روش با اعمال تاخیر زمانی‌های مختلف، تا مرتبه رابطه بازگشتی، یک دستگاه معادلات  $p \times p$  حاصل می‌گردد که از حل این دستگاه معادلات می‌توان ضرایب ثابت را بدست آورد. با ضرب طرفین رابطه (۲) در  $X_{t-2}$ ،  $X_{t-1}$  و ...  $X_{t-p}$  و محاسبه

ارزش انتظاری و استفاده از ضریب خود همبستگی (Auto correlation) ضرایب قابل محاسبه خواهد بود. در این صورت، مقدار انحراف معیار نویز سفید مطابق رابطه (۳) بدست می آید.

$$\sigma_{\varepsilon}^2 = \gamma_0 - \sum_{i=1}^p \gamma_i \varphi_i \quad (3)$$

در این رابطه،  $\gamma$  ضریب خود پراکنش (Auto covariance) در تاخیرهای زمانی مختلف است. برای بدست آوردن تعداد ضرایب ثابت مورد نیاز رابطه خود بازگشتی، بایستی خود همبستگی جزئی متغیر زمانی را بدست آورد. همچنین، برای بدست آوردن تعداد ضرایب، مقادیر بدست آمده را با بازه اطمینان (برای مثال ۵ درصد) مورد مقایسه قرار می دهیم.

### ۲-۳ روش میانگین متحرک برای تخمین مقادیر متغیرها

در روش میانگین متحرک، داده های ایستا را بر حسب نویز سفید تولید می کنند. به عبارتی رابطه (۴) را داریم.

$$X_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \theta_3 \varepsilon_{t-3} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

در این رابطه  $\theta$  ضرایب ثابت، و  $\mu$  میانگین داده‌ها است. تعداد ضرایب روش میانگین متحرک با مقایسه خود وابستگی بین متغیرها در تاخیر های زمانی مختلف و بازه اطمینان (برای مثال ۵ درصد) بدست می آید. ضرایب روش میانگین متحرک را می توان مطابق رابطه (۵) ارایه داد.

$$(5) \quad \begin{cases} \gamma_0 = \sigma_{\varepsilon}^2 (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \theta_3^2 + \dots + \theta_q^2) \\ r_1 = \left( \frac{\theta_1 + \theta_1 \theta_2 + \theta_2 \theta_3 + \dots + \theta_{q-1} \theta_q}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \theta_3^2 + \dots + \theta_q^2} \right) \\ \vdots \\ r_k = \left( \frac{\theta_k + \theta_1 \theta_{k+1} + \theta_2 \theta_{k+2} + \dots + \theta_{q-k} \theta_q}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \theta_3^2 + \dots + \theta_q^2} \right) \end{cases}$$

### ۲-۴ ترکیب روش خود بازگشتی و میانگین متحرک برای تخمین مقادیر متغیرها

اگر در روش های خود بازگشتی و میانگین متحرک مرتبه ای که پس از آن ضرایب قابل صرف نظر کردن باشند پیدا نشود، از روش ترکیبی استفاده می کنند. در این صورت رابطه (۶) را خواهیم داشت.

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (6)$$

مشابه روش به کار برده شده برای مدل خود بازگشتی و میانگین متحرک، ضرایب قابل محاسبه است.

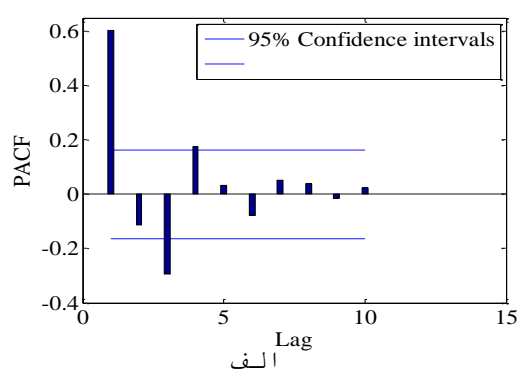
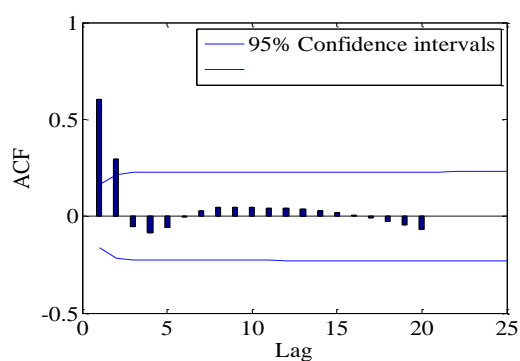


## ۲-۵ آموزش شبکه عصبی توسط مقادیر متغیرهای نیروگاه اتمی بوشهر

پس از ارایه مدل خطی برای مقادیر متغیرها توسط روش ARIMA، تفاضل مقادیر پیش‌بینی شده و حقیقی برای آموزش شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشارخطا مورد استفاده قرار می‌گیرد. سپس شبکه آموزش داده شده، که در آن وزن‌های اولیه، تابع فعال‌سازی و هزینه بهبود یافته‌اند [۵، ۶]، برای پیش‌بینی مقادیر بعدی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در عمل به کمک این روش می‌توان متغیرهایی که از نقطه نظر ایمنی دارای اهمیت هستند با دقت خوبی پیش‌بینی کرد و برای ارزیابی وضعیت راکتور و اقدامات ایمنی در اختیار اپراتور قرار داد. برای ارزیابی، برخی از متغیرهای نیروگاه اتمی بوشهر را مورد بررسی قرار می‌دهیم. به عنوان نمونه، دبی ورودی خنک‌کننده به قلب راکتور در حادثه شکستگی بزرگ در پایه سرد (LBLOCA)، و فشار خروجی خنک‌کننده از قلب راکتور در حادثه خروج بدون کنترل میله کنترل (UWCR) که متغیرهای نیروگاهی نسبتاً پیچیده‌ای هستند تخمین زده می‌شوند.

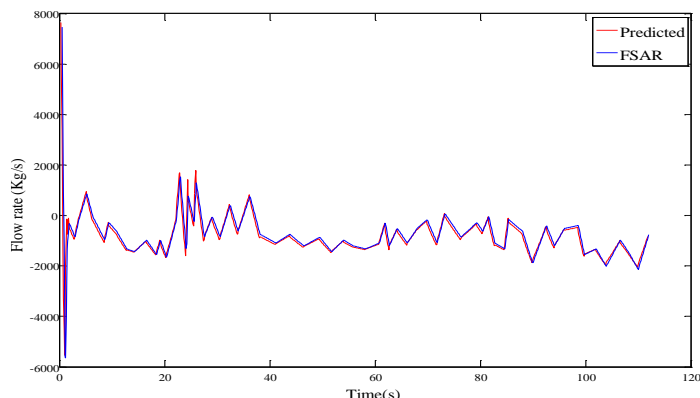
## ۳- نتایج

مرتب‌ه مدل خودبازگشتی و میانگین متحرک محاسبه شده مربوط به دبی ورودی خنک‌کننده به قلب راکتور LBLOCA در شکل ۱ ارایه شده است. بازه اطمینان ۶۸ درصد برای مدل میانگین متحرک نیز در رابطه ۷ ارایه شده است. در این رابطه  $N$  تعداد داده‌ها است. بازه اطمینان مدل خود بازگشتی برابر با انحراف معیار نویز سفید است. شکل‌های ۲ و ۳ مربوط به نتایج پیش‌بینی مقادیر برخی از متغیرهای نیروگاه اتمی بوشهر است، که خطای آن در جدول ۱ ارایه شده است. شکل ۴ نیز مربوط به پیش‌بینی داده‌های نویزی با روش پیشنهادی است.

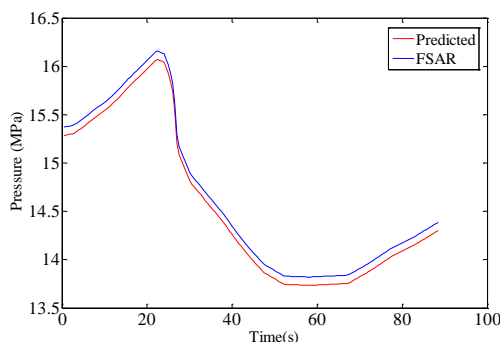


شکل ۱- محاسبه مرتبه مدل میانگین متحرک و خودبازگشتی دبی ورودی خنک‌کننده به قلب راکتور به کمک الف- ضرایب خود همبستگی جزئی وب- خود همبستگی

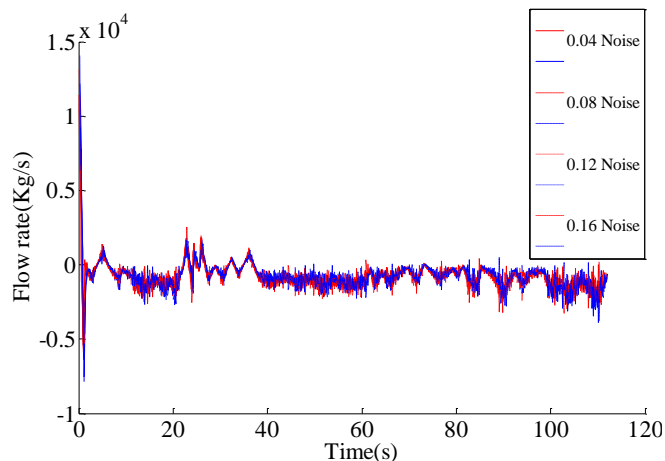
$$\sigma_{acf}(k) = \sqrt{\frac{1 + 2 \sum_{i=1}^{k-1} r_i^2}{N}} \quad (V)$$



شکل ۲- مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده دبی ورودی خنک کننده به قلب راکتور در حادثه شکستگی بزرگ در پایه سرد



شکل ۳- مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده فشار خروجی از قلب راکتور در حادثه خروج بدون کنترل میله کنترل



شکل ۴- مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی دبی ورودی خنک کننده نویزی به قلب راکتور در حادثه شکستگی بزرگ در پایه سرد

جدول ۱- خطای روش پیشنهادی برای پیش‌بینی سری‌های زمانی

سری زمانی	دبی خنک‌کننده در حادثه شکستگی بزرگ در پایه سرد	فشار خروجی از قلب راکتور در حادثه خروج بدون کنترل میله کنترل
درصد میانگین خطای مطلق	۳/۷٪	۱/۳٪





## ۴- بحث و نتیجه گیری

به کمک ترکیب روش ARIMA و شبکه عصبی MLP پیش بینی مقادیر متعلق به متغیرهای نیروگاه اتمی که دارای تغییرات پیچیده‌ای هستند با دقت قابل قبولی در بازه‌های زمانی طولانی امکان‌پذیر است. توانایی پیش بینی در بازه‌های زمانی طولانی و محیط‌های نویزی مزیت این روش در مقایسه با روش‌های متداول بر پایه شبکه عصبی است. بنابراین، استفاده از این روش می‌تواند به عنوان ابزاری مناسب در اختیار اپراتورها برای تشخیص حوادث احتمالی، پیش بینی زمان خاموشی اضطراری و مدت زمان لازم برای انجام اعمال پیشگیرانه و یا مهار کننده باشد. در عمل، این روش برای پیش بینی مقادیر متغیرهایی که توسط سنسورها قابل اندازه گیری نیستند (مانند دمای غلاف) با دقت خوبی قابل پیاده‌سازی است.

## ۵- مراجع

- [۱] R.E. Uhrig, L.H. Tsoukalas, Soft computing technologies in nuclear engineering applications, Progress in Nuclear Energy ۳۴, ۱۳-۷۵, ۱۹۹۹.
- [۲] P. Box, G.M. Jenkins, Time series analysis: Forecasting and control, Holden-day Inc., San-Francisco, CA, ۱۹۷۶.
- [۳] I. Attieh, J. W. Hines, and R. E. Uhrig, Transient detection in nuclear power plants, in Special Meeting on Instrumentation and Control of the Halden Research Center, ed. Lillhammer, Norway, ۲۰۰۱.
- [۴] J. D. Hamilton, Time series analysis, Princeton University Press, NJ, ۱۹۹۴.
- [۵] خلیل مشکبار بخشایش، محمد باقر غفرانی، توسعه شبکه عصبی MLP بهبود یافته برای تشخیص گذرها در نیروگاه هسته ای بوشهر بخش اول: بهبود در نحوه ارایه داده ها، وزن های اولیه، و تابع فعال سازی وفقی، نوزدهمین کنفرانس هسته ای، مشهد، ۲-۳ اسفند ماه ۱۳۹۱
- [۶] خلیل مشکبار بخشایش، محمد باقر غفرانی، توسعه شبکه عصبی MLP بهبود یافته برای تشخیص گذرها در نیروگاه هسته ای بوشهر بخش دوم: انتخاب نوع تابع فعال سازی و تابع هزینه، نوزدهمین کنفرانس هسته ای، مشهد، ۲-۳ اسفند ماه ۱۳۹۱