



## تخمین نرخ بیشینه حرارت خطی با استفاده از تکنیک‌های محاسبات نرم: مطالعه موردی نیروگاه اتمی بوشهر

سعید شریفی، خلیل مشکبار بخشایش<sup>\*</sup>، محمدباقر غفرانی  
دانشکده مهندسی انرژی، دانشگاه صنعتی شریف، صندوق پستی: ۸۶۳۹-۱۴۵۱۵، تهران-ایران

\*Email: moshkbar@sharif.edu

مقاله‌ی پژوهشی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۱۰/۲ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۲/۲۶

### چکیده

در این پژوهش با استفاده از داده‌های واقعی نیروگاه اتمی بوشهر و به کارگیری روش‌های محاسبات نرم و بدون استفاده از داده‌های سنسورهای داخل قلب رآکتور به تخمین پارامتر نرخ بیشینه حرارت خطی می‌پردازیم. الگوریتم‌های یادگیری مؤثر شبکه عصبی مصنوعی شامل لوبنبرگ-مارکوارت و تنظیم بیزین در ترکیب با تکنیک‌های مختلف انتخاب ویژگی شامل پیرسون، اسپیرمن، و کندال برای تخمین پارامتر هدف مورد استفاده قرار می‌گیرند. نتایج مناسب بودن روش پیشنهادی برای تخمین پارامتر هدف را نشان می‌دهد. با توجه به اهمیت این پارامتر از لحاظ ایمنی و این‌که افزایش بیش از حد آن باعث ارسال سیگنال خاموشی رآکتور می‌گردد، استفاده از رویکردهای مناسب مانند مطالعه پیش‌رو، می‌تواند باعث افزایش ایمنی نیروگاه شده و دفاع در عمق را بهبود بخشد.

**کلیدواژه‌ها:** ایمنی رآکتور، محاسبات نرم، نرخ حرارت خطی، نیروگاه اتمی بوشهر

## Estimation of the maximum linear heat rate using soft computing techniques: a case study of Bushehr Nuclear Power Plant

S. Sharifi, Kh. Moshkbar-Bakhshayesh\*, M.B. Ghofrani

Department of Energy Engineering, Sharif University of Technology, P.O.Box: 14515-8639, Tehran - Iran

Research Article

Received 22.12.2020, Accepted 16.5.2021

### Abstract

This study uses real data of Bushehr nuclear power plant (BNPP), and by soft computing methods and without using the data of self-powered neutron detectors (SPNDs), the maximum linear heat rate of BNPP is estimated. The efficient learning algorithms of artificial neural network (ANN), including Levenberg-Marquardt (LM) and Bayesian regularization (BR) in combination with different features selection techniques including Pearson, Spearman, and Kendall's tau, are employed to estimate the target parameter. Results show that the proposed method is appropriate for estimating the maximum linear heat rate. Given the importance of this parameter in terms of safety and the fact that its excessive increase actuates the shutdown signal of the reactor, the use of the appropriated approaches such as the present study can increase the safety of the plant and improve Defense-In-Depth (DID).

**Keywords:** Nuclear safety, Soft computing, Linear heat rate, Bushehr nuclear power plant



## ۱. مقدمه

ایمنی نیروگاه‌های هسته‌ای با توجه به خسارات جبران‌ناپذیر حوادث هسته‌ای، از الزامات مهم بهره‌برداری از این نوع نیروگاه‌ها می‌باشد. پارامترهایی در نیروگاه‌های هسته‌ای وجود دارند که مقدار آن‌ها به اپراتور کمک می‌کند قبل از وقوع حادثه مطلع شده و اقدامات لازم را برای پیش‌گیری انجام دهد که از نمونه‌های آن می‌توان به پارامتر ضریب بیشینه قدرت<sup>۱</sup> و نسبت جدایی از جوش هسته‌ای<sup>۲</sup> اشاره کرد. افزایش دقت و اطمینان در محاسبه این پارامترها موجب بهبود حاشیه‌ی ایمنی رآکتورهای هسته‌ای می‌شود، بنابراین استفاده از روش‌های مختلف محاسباتی برای رسیدن به این مقصود می‌تواند مفید باشد. ضرایب بیشینه قدرت مجموعه ضرایبی هستند که نشان دهنده توزیع توان در قلب رآکتور می‌باشند. پارامتر نرخ بیشینه حرارت خطی<sup>۳</sup> ( $Q_l$ ) یکی از انواع ضرایب بیشینه قدرت است که افزایش آن از مقدار  $448 \text{ w/cm}$ ، موجب توقف اضطراری رآکتور می‌شود [۱]. این پارامتر با توجه به مقدار شار نوترون اندازه‌گیری شده توسط سنسورهای داخل قلب و ضرایب دیگر، محاسبه می‌شود که در صورت خرابی سنسورهای داخل قلب دیگر امکان محاسبه آن وجود ندارد و روش‌های محاسبات نرم این امکان را فراهم می‌کند که بدون استفاده از داده‌های این سنسورها، بتوان این پارامتر را پیش‌بینی کرد. تحقیقاتی وجود دارد که نشان می‌دهد، ضریب بیشینه قدرت می‌تواند با استفاده از یک شبکه عصبی و نیز موقعیت میله‌های کنترل محاسبه شود [۲]، اما این روش دقت بالایی نخواهد داشت. برای بهبود دقت محاسبات، بایستی از پارامترهایی بهره گرفت که بیش‌ترین همبستگی را با پارامتر هدف دارند [۳].

شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از زیرمجموعه‌های روش محاسبات نرم است که الگوریتم‌های مختلفی برای آن وجود دارد و تحقیقات نشان داده‌اند که، الگوریتم یادگیری بیزین<sup>۴</sup> و لوبنبرگ مارکوآرت<sup>۵</sup> توانمندتر از سایر الگوریتم‌ها هستند [۴، ۵]. همچنین استفاده از تکنیک‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌تواند موجب افزایش کارایی و ایمنی نیروگاه‌های هسته‌ای شود [۶]. در این تحقیق با بیان روش تحلیلی محاسبه  $Q_l$  و مزایا و معایب آن، روش جدیدی ارائه می‌شود که در ازای از دست دادن مقدار جزئی دقت، قابلیت اطمینان را در محاسبه این پارامتر مهم افزایش می‌دهد و به دلیل تنوع بخشیدن در روش‌های محاسبه، موجب بهبود ایمنی می‌شود. استفاده از روش‌های محاسبات نرم در محاسبه پارامترهای نیروگاه هسته‌ای

در مطالعات متعددی صورت گرفته است [۷-۱۰]، اما گستردگی روش‌ها و الگوریتم‌ها، روش‌های بهینه‌سازی، و انتخاب ویژگی‌های متنوع، باعث به وجود آمدن تمایز میان آن‌ها شده است. در این پژوهش سعی شده با استفاده از نقاط قوت تحقیقات گذشته و نیز بهره‌گیری از داده‌های واقعی نیروگاه اتمی بوشهر، روشی عملی و کاربردی برای پیش‌بینی پارامتر ضریب بیشینه قدرت ارائه شود.

در سال ۲۰۰۹ آقای باینهوه<sup>۷</sup> در مقاله‌ای به تخمین پارامتر ضریب بیشینه قدرت با استفاده از ماشین بردار رگرسیون<sup>۸</sup> پرداخت. در این پژوهش ایشان از ۱۲۰۰۰ داده واقعی نیروگاه هانبیت کره جنوبی استفاده کرده‌اند. از مزیت‌های این پژوهش می‌توان حجم داده مناسب و واقعی بودن آن را نام برد، اما در انتخاب داده‌های ورودی از روش‌های انتخاب ویژگی استفاده نشده است، بلکه صرفاً با انتخاب چند داده به عنوان ورودی، اقدام به محاسبه ضریب بیشینه قدرت کرده است [۱۱]. در سال ۲۰۱۵ نیز آقای پیروزمند به همراه آقای دهدشتی در مقاله‌ای ضریب بیشینه قدرت را برای نیروگاه بوشهر با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه محاسبه کرده‌اند. در این تحقیق از داده‌های واقعی نیروگاه بوشهر استفاده نشده است بلکه با نرم افزار MCNP، ۲۰۰ حالت داده تولید شده و این داده‌ها با استفاده از گزارش نهایی ایمنی نیروگاه بوشهر اعتبارسنجی شده است. در این پژوهش نیز از تکنیک انتخاب ویژگی استفاده نشده است [۱۲]. در سال ۲۰۲۰ نیز آقای مشکبار به همراه آقای قنبری و آقای غفرانی در مقاله‌ای به تخمین پارامتر حداقل انحراف از جوش هسته‌ای برای حالت‌های گذرا پرداخته‌اند و در آن یک تکنیک جدید انتخاب ویژگی توسعه داده‌اند. هم چنین داده‌های مورد استفاده در این پژوهش از نمودارهای موجود در گزارش نهایی ایمنی نیروگاه بوشهر استخراج شده است که مربوط به چند حادثه است [۳].

در ادامه این مقاله، در بخش ۲ انواع روش‌های محاسبه نرخ بیشینه حرارت خطی ارائه می‌شوند. در بخش ۳ انواع روش‌های انتخاب ویژگی بررسی می‌شوند. در بخش ۴، شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های مورد استفاده ارائه می‌شوند. در بخش ۵ نیز در مورد نتایج بحث شده و در بخش ۶ نتیجه‌گیری انجام می‌شود.

## ۲. محاسبه پارامتر نرخ بیشینه حرارت خطی

ضریب بیشینه قدرت همان‌طور که قبلاً بیان شد به دلیل اهمیت بالایی که دارد در این مطالعه مورد بررسی قرار گرفته

1. Power Peaking Factor
2. Departure from Nucleate Boiling Ratio
3. Maximum Linear Heat Rate
4. Bayesian Regularization
5. Levenberg-Marquardt

6. Feature Selection

7. Bae In Ho

8. Support Vector Regression



وجود دقت زیاد موفق به حل آسان و دقیق آنها نبوده‌اند. محاسبات نرم با محور قرار دادن ذهن انسان، به حل این نوع مسایل می‌پردازد که پژوهش حاضر نمونه‌ای از این نوع محاسبات می‌باشد. از مزیت‌های این روش نسبت به روش تحلیلی این است که در صورت نبود یک پارامتر مهم و تأثیرگذار، امکان پیش‌بینی پارامتر هدف با دقت قابل قبول وجود دارد [۱۱]. به عبارت دیگر محاسبات نرم یک راه حل تقریبی اما پایدار برای مواجهه با مسایلی است که توسط روش‌های محاسباتی متداول یا قابل حل نیستند و یا زمان محاسباتی طولانی برای حل نیاز دارند. مانند بیش‌تر شاخه‌های علوم و تکنولوژی، صنعت، و تحقیقات در حوزه نیروگاه‌های هسته‌ای نیز از محاسبات نرم بهره می‌برند. مهم‌ترین زیر شاخه‌های این محاسبات که در حوزه نیروگاه‌های هسته‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند، می‌توان به منطق فازی، یادگیری ماشین، پرسپترون، الگوریتم ژنتیک، ماشین بردار پشتیبان، بهینه‌سازی ازدحام ذرات، شبکه‌های بیزی، و شبکه‌های عصبی مصنوعی اشاره کرد. برای اطلاعات بیش‌تر در این حوزه دو مقاله مروری که در سال ۱۹۹۹ و ۲۰۱۳ توسط آقایان اهریگ و مشکبار ارائه شده‌اند توصیه می‌شوند [۱۵، ۱۶].

امروزه پیشرفت‌های صورت گرفته در تکنولوژی و افزایش قدرت پردازش رایانه‌ها، موجب توجه بیش‌تر به این نوع روش محاسبه شده است و محاسبات نرم با حفظ مزایا، در حال کاهش عیوب خود است. در صورت بروز مشکلات و خرابی‌ها و عدم دسترسی به پارامترهای مهم و تأثیرگذار، این روش می‌تواند به کمک اپراتورها بیاید. به عنوان مثال در این پژوهش تلاش می‌شود بدون استفاده از داده‌های SPND که در بخش ۱.۲ در مورد اهمیت آن در روش تحلیلی بحث شد، پارامتر  $Q_I$  با روش محاسبات نرم تخمین زده شود.

### ۳. انتخاب ویژگی

یکی از گام‌هایی که به منظور افزایش دقت در حل مسئله و نیز افزایش سرعت در رسیدن به پاسخ صورت می‌پذیرد، کاهش ابعاد مسئله و انتخاب داده‌های ورودی مناسب از یک مجموعه‌ی بزرگ‌تر است که اصطلاحاً به آن انتخاب ویژگی گفته می‌شود. استفاده از داده‌های ورودی زیاد باعث افزایش بار محاسباتی شده و از طرفی تعداد ورودی کم نیز موجب کاهش دقت محاسبات خواهد شد، بنابراین می‌بایست برای بهبود دقت و سرعت در محاسبات، آن داده‌هایی که بیش‌ترین تأثیر را در پارامتر هدف دارند و یا به اصلاح ویژگی‌های مرتبط<sup>۴</sup> هستند انتخاب شوند. این مسئله در یک نیروگاه هسته‌ای اهمیت ویژه‌ای دارد، زیرا که

است. این پارامتر با دو نوع روش کلی قابل محاسبه است که عبارتند از روش تحلیلی و روش محاسبات نرم که هر کدام دارای مزایا و معایبی است و در ادامه توضیحاتی در این رابطه ارائه می‌شود. شایان ذکر است که روش به کار برده شده در این تحقیق را می‌توان برای دیگر پارامترها نیز پیاده نمود.

### ۱.۲ روش‌های تحلیلی

در این نوع روش با استفاده از ابزار ریاضی، رابطه علت معلولی بین دو یا چند متغیر را پیدا می‌کنیم به طوری که به غیر از متغیر هدف که مورد محاسبه قرار می‌گیرد، دیگر متغیرها قابل محاسبه و اندازه‌گیری باشند. این روش اصلی‌ترین و دقیق‌ترین روش محاسبه متغیرها به شمار می‌رود که محاسبه متغیر  $Q_I$  به روش تحلیلی در ادامه به صورت مختصر توضیح داده شده است. پارامتر  $Q_I$  از متغیرهای مختلفی تشکیل شده است که برخی از آنها مانند تعداد عناصر سوخت ( $M$ ) مستقیماً قابل اندازه‌گیری هستند و برخی دیگر هم‌چون تابع گذرا از جریان انتشار در گسیل‌کننده آشکارساز ( $S$ ) خود دارای رابطه مستقل هستند که داده‌های SPND<sup>۱</sup> در محاسبه آن اهمیت ویژه‌ای دارد [۱۳]. رابطه ۱ محاسبه نرخ حرارت خطی را ارائه می‌دهد [۱۴].

$$Q = \frac{S \cdot M \cdot J_n \cdot K_{ad}}{K_C \cdot L \cdot (1 - \eta \cdot Y)^{\rho}} \quad (1)$$

$S$ : تابع گذرا از جریان انتشار در گسیل‌کننده آشکارساز، به طور متوسط ۶ عنصر سوخت، اطراف ردیاب؛  
 $M$ : تعداد عناصر سوخت در مجتمع سوخت<sup>۲</sup>؛  
 $K_C$ : ضریب بار میله سوخت<sup>۳</sup> اطراف آشکارساز؛  
 $\rho, \eta$ : پارامترهایی برای مشخص کردن میزان سوختن مواد حساس به نوترون در آشکارساز؛  
 $Y$ : انتگرال جریان ساطع‌کننده توسط زمان کار ردیاب؛  
 $J_n$ : جریان ساطع‌کننده آشکارساز؛  
 $L$ : طول میله سوخت؛  
 $K_{ad}$ : ضریب انطباق.

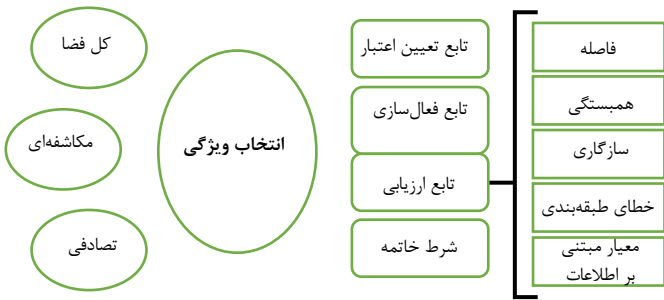
### ۲.۲ روش‌های محاسبات نرم

محاسبات نرم اصطلاحاً به مجموعه‌ای از شیوه‌های جدید محاسباتی در علوم رایانه، هوش مصنوعی، و یادگیری ماشین اطلاق می‌شود. در تمامی این زمینه‌ها به مطالعه، مدل‌سازی، و آنالیز پدیده‌های بسیار پیچیده نیاز است که شیوه‌های گذشته با

1. Self-Powered Neutron Detectors
2. Fuel Assembly
3. Fuel Element

4. Relevant Features





شکل ۱. فلوچارت مربوط به انواع انتخاب ویژگی.

### ۲.۳ انتخاب ویژگی با استفاده از همبستگی میان پارامترها

با توجه به این که هدف تحقیق این است که یکی از پارامترهای قلب راکتور با توجه به مقدار دیگر پارامترهای راکتور پیش‌بینی گردد، بنابراین همبستگی پارامتر هدف با زیر مجموعه انتخابی بسیار مهم است و هر چه این همبستگی بیشتر باشد دقت پیش‌بینی افزایش می‌یابد. بنابراین با محاسبه مقدار ضرایب همبستگی مختلفی هم‌چون پیرسون<sup>۲</sup>، اسپیرمن<sup>۳</sup> و کندال<sup>۴</sup> ارائه شده به ترتیب توسط روابط ۲، ۳، ۴ و رتبه‌بندی پارامترها بر اساس همبستگی آن‌ها با  $Q_i$ ، می‌توان داده‌های ورودی مناسب را برای پیش‌بینی مشخص کرد. در روابط زیر  $Cov(X, Y)$  کواریانس و  $\sigma$  انحراف معیار و  $R$  مقدار رتبه‌بندی هر پارامتر می‌باشد.

$$r_{X,Y} = \frac{Cov(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (2)$$

$$\rho_{X,Y} = \frac{Cov(R_X, R_Y)}{\sigma_{R_X} \sigma_{R_Y}} \quad (3)$$

$$\tau_{X,Y} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \text{sgn}(X_i - X_j) \text{sgn}(Y_i - Y_j)}{n(n-1)} \quad (4)$$

$$\text{sgn}(V_i - V_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } (V_i - V_j) > 0 \\ 0 & \text{if } (V_i - V_j) = 0 \\ -1 & \text{if } (V_i - V_j) < 0 \end{cases}$$

برای انتخاب زیر مجموعه بهینه باید در نظر داشت که پارامترهایی که همبستگی کمی با پارامتر هدف دارند، باعث به وجود آمدن انحراف در جواب و افزایش خطا می‌شوند و این یعنی با کنار گذاشتن این پارامترها، نه تنها بار محاسبات کاهش پیدا کرده، بلکه موجب افزایش دقت پاسخ نیز می‌شود. از طرفی تعداد ورودی کم نیز می‌تواند باعث از دست رفتن اطلاعات و کاهش دقت محاسبه شود، بنابراین زیر مجموعه داده‌ها در تعداد مختلف و بر اساس بیش‌ترین مقدار قدرمطلق همبستگی با پارامتر هدف دسته‌بندی شده و با مقایسه نتایج هر دسته، زیر مجموعه بهینه انتخاب می‌شود.

تعداد پارامترهای موجود در پایش قلب به منظور بهره‌برداری ایمن از نیروگاه بسیار زیاد است.

### ۱.۳ انواع روش‌های انتخاب ویژگی

روش‌های مختلف انتخاب ویژگی را می‌توان بر اساس نوع جستجو به دسته‌های مختلفی تقسیم‌بندی نمود. جستجو ممکن است بر روی تمام فضای ممکن جستجو صورت گیرد و دیگری این که جستجو به صورت مکاشفه‌ای و یا به طور تصادفی باشد که به ازای از دست دادن مقداری از کارایی، فضای جستجو کوچک‌تر شود. برای درک این دسته‌بندی می‌بایست با مفهوم تابع تولیدکننده/فعال‌سازی، تابع ارزیابی، شرط خاتمه، و تابع تعیین اعتبار آشنا شد. تابع تولیدکننده، زیرمجموعه‌های نماینده را برای روش مورد نظر پیدا می‌کند و تابع ارزیابی این زیرمجموعه‌ها را بر اساس روش داده شده ارزیابی می‌کند و یک عدد را به عنوان میزان مناسب بودن روش بازمی‌گرداند و شرط خاتمه نیز زمان توقف الگوریتم را مشخص می‌کند و در آخر تابع تعیین اعتبار تصمیم می‌گیرد که آیا زیر مجموعه انتخاب شده معتبر است یا معتبر نیست. در فلوچارت شکل ۱ این دسته‌بندی‌ها به طور خلاصه آورده شده است.

در دسته اول انتخاب ویژگی که جستجو روی تمام فضای ممکن صورت می‌گیرد، تابع تولیدکننده بر اساس تابع ارزیابی استفاده شده، تمام زیر مجموعه‌های ممکن را برای یافتن پاسخ بهینه جستجو می‌کند. در دسته دوم که جستجوی مکاشفه‌ای است، در هر بار اجرای الگوریتم، یک ویژگی به مجموعه ویژگی‌های انتخاب شده اضافه و یا حذف می‌شود و در دسته سوم که جستجوی تصادفی است، با توجه به حداکثر تعداد الگوریتم، محدوده‌ای از فضای کل را جستجو و در هر بار تکرار، تابع تولیدکننده تعدادی از زیر مجموعه‌های ممکن را به صورت تصادفی انتخاب می‌کند و در اختیار تابع ارزیابی قرار می‌دهد. تابع ارزیابی در این ساختار نقش مهمی در یافتن زیر مجموعه بهینه دارد و آن را با معیارهای مختلفی از جمله فاصله، همبستگی، سازگاری، خطای طبقه‌بندی‌کننده و معیارهای مبتنی بر اطلاعات بیان می‌کنند [۱۷].

اگر انتخاب ویژگی از مدل‌های معرفی شده در بالا تبعیت کند، به آن انتخاب ویژگی مبتنی بر مدل گفته می‌شود اما روش‌های بدون مدل هم وجود دارد که نمونه‌ای از آن در این مقاله ارائه شده است. روش‌های مبتنی بر مدل اغلب زمان زیادی را برای تجزیه و تحلیل رفتار پارامترها صرف می‌کنند که این باعث عدم کارایی آن‌ها در پردازش و محاسبه برخط<sup>۱</sup> پارامتر هدف خواهد شد.

2. Pearson's Coefficient  
3. Spearman's Coefficient  
4. Kendall's Tau Coefficient



#### ۱.۴ روش پیشنهادی برای تخمین پارامتر هدف

ابتدا با استفاده از یک شبکه عصبی چند لایه تغذیه رو به جلو<sup>۱</sup> با یک لایه نهان، تعداد بهینه نورون‌های لایه نهان با انجام آزمایش‌های متعدد و مقایسه نتایج آن‌ها محاسبه می‌شود که در این تحقیق از ۵۰ نورون در لایه نهان استفاده می‌شود. سپس با توجه نتایج ضرایب همبستگی ذکر شده در بخش ۲.۳، داده‌های ورودی را در دسته‌های ۵، ۱۰، ۱۵، ۲۰ و ۲۵ تایی به عنوان ورودی و مقدار  $Q_i$  نیز به عنوان خروجی برنامه در نظر گرفته می‌شود. علت دسته‌بندی داده‌های ورودی همان‌طور که در بخش انتخاب ویژگی بیان شد، این است که با مقایسه تعداد ورودی‌های مختلف و نتایج آن‌ها، تعداد ورودی بهینه تشخیص داده شود. همچنین با توجه به بررسی‌های انجام شده و توانمندی‌های نرم‌افزار متلب در زمینه محاسبات نرم، این نرم‌افزار جهت استفاده در این مقاله انتخاب شده است.

الگوریتم‌های مختلفی برای آموزش شبکه عصبی وجود دارد که در این تحقیق از الگوریتم بیزین (BR) و نیز لوبنبرگ-مارکوارت (LM) استفاده می‌شود. شبکه‌های عصبی بیزین از روش‌های مدل کردن مسایل غیرخطی و پیچیده، از طریق الگوریتم‌های آماری است. در این روش برای رسیدن به مقدار بهینه پارامتر از رابطه زیر استفاده می‌کنیم:

$$F = \alpha E_W + \beta E_D \quad (7)$$

در رابطه ۷،  $E_W$  مجموع مربعات وزن‌های شبکه و  $E_D$  مجموع مربعات باقی‌مانده بین پاسخ شبکه و تابع هدف می‌باشد.  $\beta$ ،  $\alpha$  نیز ضرایب تنظیم تابع هدف ( $F$ ) می‌باشند. نکته مهم در روش تنظیم ضرایب آن است که پارامترهای تابع هدف می‌بایست از طریق داده‌های آماری بیزین انتخاب و بهینه گردد. اگر  $\beta$ ،  $\alpha$  به عنوان متغیرهای تصادفی در نظر گرفته شوند قانون بیزین به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$P(\alpha, \beta | D, M) = \frac{P(D | \alpha, \beta, M) P(\alpha, \beta | M)}{P(D | M)} \quad (8)$$

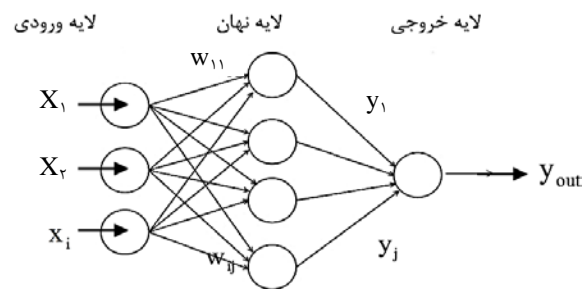
در معادله‌ی بالا  $D$  داده‌های آموزش و  $M$  مدل شبکه عصبی مورد استفاده می‌باشد. طبق قانون بیزین اگر  $\beta$ ،  $\alpha$  از توزیع یکنواخت پیروی نمایند، در این صورت احتمال  $P(D | \alpha, \beta, M)$  زمانی بیشینه می‌شود که احتمال توزیع

#### ۴. تخمین پارامتر هدف به کمک شبکه عصبی مصنوعی

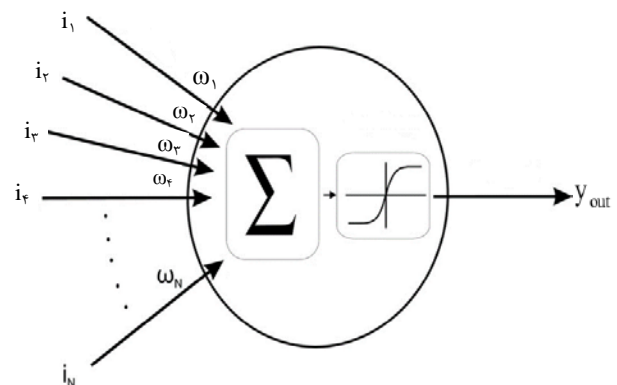
شبکه عصبی مصنوعی با توانایی قابل توجه خود در استخراج نتایج از داده‌های پیچیده می‌تواند در استخراج الگوها استفاده شوند. تحقیقات قابل توجهی در خصوص شبکه عصبی مصنوعی جهت توسعه و بهبود عملکرد این روش در تحلیل سیستم‌های پیچیده برای رسیدن به نتایج با دقت و سرعت بالا صورت گرفته است. تخمین و پیش‌بینی پارامترهای وابسته از روی یک‌دیگر، یکی از کاربردهای شبکه عصبی مصنوعی است که در ادامه، روش شناسی پیش‌بینی پارامتر  $Q_i$  مورد بررسی قرار می‌گیرد. در حالت کلی شبکه عصبی شامل سه لایه می‌باشد که در شکل ۲ نشان داده شده است. لایه ورودی که وظیفه آن معرفی پارامترها به شبکه می‌باشد، لایه خروجی محل قرارگیری پارامترهای خروجی شبکه است و لایه پنهان، لایه‌های میانی لایه ورودی و خروجی است که وظیفه پیوند اطلاعات ورودی و خروجی را بر عهده دارد. هر نرون مطابق شکل ۳ خروجی‌های وزن‌دار شده نورون‌های لایه قبلی را دریافت و مجموع آن‌ها، ورودی خالص به نرون  $z$  ام ( $net_j$ ) را مطابق رابطه ۵ تولید می‌کند. سپس در تابع فعال‌سازی  $f$  پردازش شده و خروجی نهایی طبق رابطه ۶ حاصل می‌شود. در رابطه زیر  $w$  وزن‌های شبکه،  $x$  ورودی و  $b$  بایاس می‌باشد [۱۸].

$$net_j = \sum w_{ij} x_i + b_j \quad (5)$$

$$y_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + \exp(-net_j)} \quad (6)$$



شکل ۲. نمای کلی یک شبکه عصبی مصنوعی سه لایه.



شکل ۳. ساختار کلی یک نورون شبکه عصبی مصنوعی.



اساس روابط ۱۵ و ۱۶ و ۱۷ بروزرسانی شده و سپس حداقل مقدار جدید  $F(w)$  به دست می‌آید. در نهایت آموزش شبکه به حدی تکرار می‌شود تا همگرایی صورت گرفته و یادگیری به اتمام برسد [۱۹].

در الگوریتم لونیبرگ مارکوارت نیز روش کار به این صورت است که باید تابع خطای زیر که اختلاف بین خروجی مطلوب ( $t_k$ ) و خروجی شبکه عصبی ( $a_k$ ) است، حداقل شود:

$$F = (t_k - a_k)^T \times (t_k - a_k) = e_k^T e_k \quad (18)$$

برای این منظور باید وزن‌ها ( $W_k$ ) را به صورت زیر به روزرسانی کرد تا به حداقل تابع خطا رسید:

$$W_{k+1} = W_k - \alpha g_k \quad (19)$$

نتیجه این الگوریتم بازگشتی پس از محاسبه‌ی گرادیان خطا، قانون گرادیان نزولی خواهد بود. این الگوریتم علی‌رغم همگرایی مناسب، کند است. لذا می‌توان از روش مینیمم‌سازی نیوتون استفاده کرد و وزن‌ها را به دست آورد:

$$W_{k+1} = W_k - A_k^{-1} g_k \quad (20)$$

$$g_k = \nabla \frac{\partial e_k}{\partial W_k}^T \times e_k = \nabla J_k^T \times e_k \quad (21)$$

$$A_k \approx \nabla J_k^T \times J_k = \nabla H \quad (22)$$

در این رابطه‌ها  $g_k$  گرادیان تابع خطا و  $A_k^{-1}$  معکوس هسین است.  $J_k$  نیز ماتریس ژاکوبین است که طبق تعریف برابر با مشتق اول خطای شبکه نسبت به وزن‌ها و بایاس‌ها است:

$$G = H + \mu_k I \quad (23)$$

در رابطه اخیر  $\mu_k$  یک عدد ثابت که بر اساس این روش به هسین تابع خطا ( $H$ ) افزوده شده است. در آخر با ساده‌سازی روابط بالا، روش آموزش لونیبرگ مارکوارت برابر است با:

$$W_{k+1} = W_k - [J_k^T \times J_k + \mu_k I]^{-1} \times J_k^T \times e_k \quad (24)$$

همان‌طور که مشاهده می‌شود این رابطه مزیت دو روش نیوتون و روش گرادیان نزولی را دارا است، زیرا اگر  $\mu_k$  صفر باشد الگوریتم نیوتون حاصل می‌شود و اگر  $\mu_k$  بزرگ باشد

اولیه  $\alpha$ ،  $\beta$  به حداکثر مقدار خود برسد. با فرض این‌که باقی‌مانده‌ها و وزن‌ها، متغیرهای تصادفی باشند، طبق قانون بی‌زین معادله آن‌ها به صورت زیر می‌باشد:

$$P(w|D, \alpha, \beta, M) = \frac{P(D|w, \beta, M)P(w|\alpha, M)}{P(D|\alpha, \beta, M)} \quad (9)$$

با فرض این‌که باقی‌مانده‌ها و وزن‌ها از توزیع گوسین پیروی کنند روابط زیر را داریم.

$$P(D|w, \beta, M) = \frac{\exp(-\beta E_D)}{Z_D(\beta)} \quad (10)$$

$$P(w|\alpha, M) = \frac{\exp(-\alpha E_w)}{Z_w(\alpha)} \quad (11)$$

$$P(w|D, \alpha, \beta, M) = \frac{\exp(-F(w))}{Z_F(\alpha, \beta)} \quad (12)$$

اگر روابط ۱۰، ۱۱ و ۱۲ در رابطه ۹ جای‌گذاری شوند آن‌گاه رابطه ۱۳ را خواهیم داشت:

$$P(D|\alpha, \beta, M) = \frac{Z_F(\alpha, \beta)}{Z_w(\alpha) Z_D(\beta)}$$

$$Z_w(\alpha) = (\pi/\alpha)^{N/\gamma}, \quad Z_D(\beta) = (\pi/\beta)^{N/\gamma}$$

$$Z_F \approx (\gamma\pi)^{N/\gamma} (\det((H^{MP})^{-1}))^{\gamma} \exp(-F(w^{MP})) \quad (13)$$

$$H = \beta \nabla^T E_D + \alpha \nabla^T E_w \quad (14)$$

رابطه ۱۴ ماتریس هسین<sup>۱</sup> تابع هدف  $F$  می‌باشد. با فرض این‌که معادله تفاضلی تابع برابر صفر قرار گیرد مقدار  $P(\alpha, \beta|D, M)$  بیشینه شده و احتمال اولیه وزن‌ها کمینه می‌شود و به صورت زیر بیان می‌شوند:

$$\alpha^{MP} = \frac{\gamma}{\gamma E_w(w^{MP})} \quad (15)$$

$$\beta^{MP} = \frac{n - \gamma}{\gamma E_D(w^{MP})} \quad (16)$$

$$\gamma = N - \gamma \alpha^{MP} \text{tr}(H^{MP})^{-1} \quad (17)$$

در روابط ۱۵، ۱۶ و ۱۷،  $n$  تعداد نمونه،  $N$  مقدار کل پارامترهای شبکه، و  $\gamma$  تعداد پارامترهای مؤثر است که به طور نسبی اثر بیشتری در کاهش میزان خطای توابع دارند.  $\alpha$ ،  $\beta$  بر

## 1. Hessian





ارایه می‌دهد. همچنین در شکل‌های ۴ و ۵ می‌توان برتری الگوریتم BR نسبت به LM را مشاهده نمود، که هم در نمودار CDF عملکرد بهتری داشته و هم توانسته مقدار داده واقعی را دقیق‌تر پیش‌بینی کند.

همان‌طور که پیش‌تر ذکر شد برای تخمین  $Q_i$  نیازی به همه این ۴۵ پارامتر نیست زیرا پارامترهای با همبستگی کم و مستقل از  $Q_i$  تأثیر زیادی در محاسبه نخواهند داشت. در نتایج نیز ملاحظه شد که بهترین پاسخ روش پیشنهادی مربوط به ۱۵ پارامتر ورودی است.

جدول ۱. AMRE و CDF برای پارامتر هدف پیش‌بینی شده توسط الگوریتم BR برای ۱۰۰ اجرا (CDF = ۰.۹۹)

تعداد پارامترهای داده‌های ورودی	ضریب همبستگی کندال	ضریب همبستگی اسپیرمن	ضریب همبستگی پیرسون	
CDF	۰.۰۶۴۵	۰.۰۷۴۰	۰.۰۵۳۲	۲۵
AMRE	۰.۰۰۵۷	۰.۰۰۹۰	۰.۰۱۱۹	
CDF	۰.۲۸۷۹	۰.۲۸۳۷	۰.۰۸۵۸	۲۰
AMRE	۰.۰۲۸۴	۰.۰۲۹۷	۰.۰۰۵۸	
CDF	۰.۱۸۴۹	۰.۲۳۵۶	۰.۰۳۴۵	۱۵
AMRE	۰.۰۱۸۷	۰.۰۲۹۳	۰.۰۰۴۹	
CDF	۰.۴۸۶۵	۰.۱۲۶۰	۰.۰۴۶۵	۱۰
AMRE	۰.۰۱۸۱	۰.۰۱۸۴	۰.۰۰۷۸	
CDF	۰.۰۳۹۴	۰.۰۴۳۵	۰.۰۴۴۹	۵
AMRE	۰.۰۱۱۴	۰.۰۰۸۲	۰.۰۰۹۸	

جدول ۲. AMRE و CDF برای پارامتر هدف پیش‌بینی شده توسط الگوریتم LM برای ۱۰۰ اجرا (CDF = ۰.۹۹)

تعداد پارامترهای داده‌های ورودی	ضریب همبستگی کندال	ضریب همبستگی اسپیرمن	ضریب همبستگی پیرسون	
CDF	۰.۲۱۵۳	۰.۱۹۲۷	۰.۱۹۷۰	۲۵
AMRE	۰.۰۱۲۵	۰.۰۱۲۳	۰.۰۱۰۰	
CDF	۱.۶۳۶۳	۰.۹۵۸۵	۰.۰۹۶۹	۲۰
AMRE	۰.۰۵۵۱	۰.۰۴۰۴	۰.۰۰۷۹	
CDF	۱.۴۰۱۶	۰.۸۵۰۵	۰.۰۷۴۷	۱۵
AMRE	۰.۰۴۹۷	۰.۰۴۰۱	۰.۰۱۷۷	
CDF	۱.۸۵۸۸	۱.۱۵۷۴	۰.۰۶۹۴	۱۰
AMRE	۰.۰۶۰۶	۰.۰۵۴۷	۰.۰۱۰۹	
CDF	۰.۶۵۴۱	۰.۳۱۶۵	۰.۰۵۳۴	۵
AMRE	۰.۰۲۵۲	۰.۰۲۰۶	۰.۰۱۲۰	

الگوریتم گرادیان نزولی با نرخ یادگیری پایین ایجاد می‌شود [۲۰].

برای ارزیابی نتایج نیز از تابع توزیع تجمعی (CDF) <sup>۱</sup> و متوسط میانگین خطای نسبی (AMRE) <sup>۲</sup> استفاده می‌شود. برای آموزش شبکه ۷۰ درصد داده‌ها به صورت تصادفی انتخاب شده و ۳۰ درصد داده‌ها برای آزمون شبکه در نظر گرفته می‌شوند. انتخاب تصادفی داده‌ها این امکان را فراهم می‌آورد که هیچ پیش‌فرض و یا الگوریتمی برای انتخاب داده‌های آموزش وجود نداشته باشد که موجب ارزیابی مناسب‌تر روش به کار گرفته شده تخمین می‌شود.

پس از اجرای برنامه و بررسی نتایج، زیر مجموعه بهینه و الگوریتم منتخب با توجه به کم‌ترین مقدار CDF و AMRE تعیین می‌شود. مقدار این دو پارامتر از روابط زیر قابل محاسبه است.

$$AMRE = \frac{\sum_{data\ t=1}^T \frac{|predicted(t) - real(t)|}{|real(t)|}}{n} \quad (25)$$

$$CDF(E) = \sum_{i=\min\ error}^E P(i) (= \text{probability of prediction with error less than or equal}(i)) \quad (26)$$

#### ۲.۴ داده‌های مورد استفاده؛ مطالعه موردی نیروگاه اتمی بوشهر

استفاده از داده مناسب و واقعی، در اعتبار بخشی به پژوهش‌ها اهمیت دارد و موجب کاربردی‌تر شدن نتایج تحقیق می‌شود. به همین دلیل در تحقیق حاضر، از داده‌های واقعی نیروگاه بوشهر استفاده شده است. در مجموعه داده‌های مورد استفاده این مقاله، مقدار ساعتی ۴۵ پارامتر برای ۱۰۷ روز است که در مجموع ۲۵۸۱ داده برای هر پارامتر است.

#### ۵. بحث و تحلیل نتایج

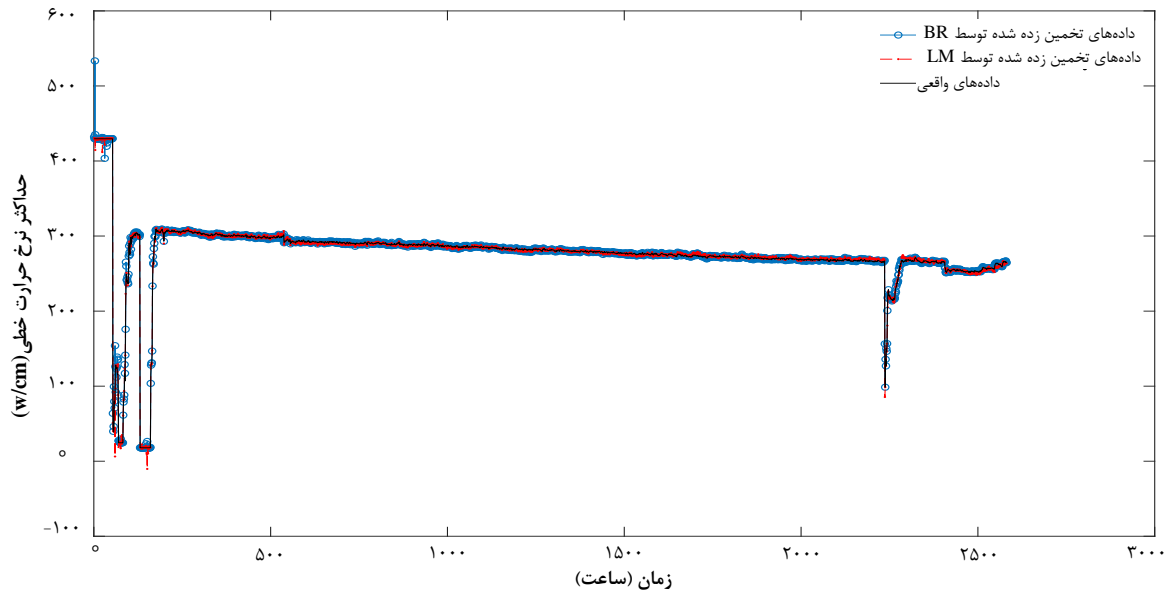
در این بخش، روش ارزیابی شده در بخش ۴ را برای پارامتر هدف اجرا کرده و نتایج آن را بررسی می‌کنیم.

#### ۱.۵ نتایج پیش‌بینی پارامتر هدف

همان‌طور که در جدول‌های ۱ و ۲ قابل مشاهده است شبکه با الگوریتم BR با ۱۵ ورودی مرتب شده با ضریب همبستگی پیرسون، بهترین مقدار CDF و AMRE را نسبت به تعداد ورودی‌های دیگر و همچنین نسبت به شبکه با الگوریتم LM

1. Cumulative Distribution Function (CDF)
2. Average Mean Relative Error (AMRE)

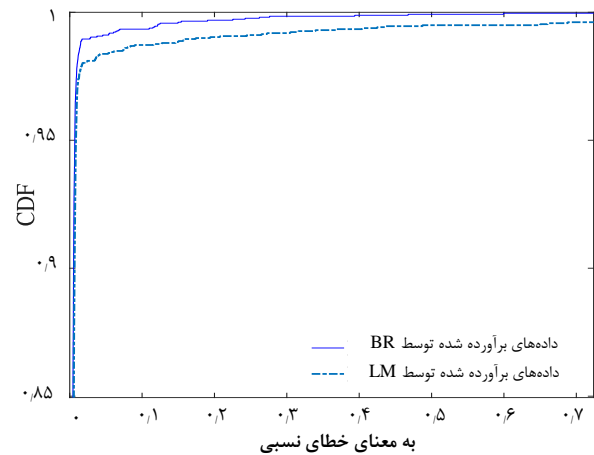




شکل ۴. تخمین پارامتر هدف  $Q_I$  توسط الگوریتم BR و LM با ۱۵ پارامتر ورودی.

- حداقل  $dKv^4$
  - بازدهی نیروگاه<sup>۵</sup>
  - حداکثر ضریب بیشینه قدرت حجمی<sup>۶</sup>
  - حداکثر ضریب بیشینه قدرت هر مجتمع سوخت<sup>۷</sup>
  - توان با استفاده از تجهیزات نظارت بر شار نوترون<sup>۸</sup>
- پارامترهای کنار گذاشته شده بالا اغلب از مواردی هستند که همبستگی نسبتاً مناسبی با پارامتر هدف یعنی  $Q_I$  دارند و استفاده از آنها در محاسبات می‌توانست تأثیر قابل توجهی بر دقت نتایج داشته باشد ولی روش ارایه شده نشان می‌دهد که بدون این پارامترهای تأثیرگذار، پارامتر هدف با نتایج قابل قبولی قابل پیش‌بینی است.

۲.۵ بررسی عملکرد روش پیشنهادی با ایجاد نویز در داده‌های ورودی با توجه به تغییرات ناگهانی پارامتر هدف و تعدد ویژگی‌های انتخاب شده برای پیش‌بینی پارامتر هدف انتظار می‌رود که اعمال نویز در تمام داده‌های ورودی موجب همبستگی نامناسب داده‌ها شده و پیش‌بینی را دچار مشکل کند. به عبارت دیگر در تخمین توسط محاسبات نرم برای پارامترهایی با تغییرات ناگهانی بایستی از روش‌هایی استفاده کرد که دارای پایداری در برابر نویز هستند. یکی از این روش‌ها روش  $ARIMA^9$  می‌باشد که در مطالعات متعددی مورد بحث قرار گرفته است [۲۱].



شکل ۵. CDF تخمین پارامتر هدف  $Q_I$  توسط الگوریتم‌های BR و LM.

در جدول ۳ تمامی ۴۵ پارامتر، با توجه به مقدار همبستگی آنها با پارامتر هدف رتبه‌بندی شده‌اند. هم‌چنین در جدول ۴ نتایج حاصل از تخمین ۱۵ داده نمونه‌ای آموزش و آزمون توسط الگوریتم BR آورده شده است.

با کنار گذاشتن SPND از جریان محاسبات، بایستی از تمام پارامترهایی که به طور مستقیم و غیرمستقیم به وسیله این آشکارسازها محاسبه می‌شوند صرف‌نظر کرد، این پارامترها عبارتند از:

- حداقل جدایی از نقطه جوش هسته‌ای<sup>۱</sup>
- توان موثر<sup>۲</sup>
- توان با استفاده از SPND<sup>۳</sup>

4. Minimum of dKv (RegKv)

5. Plant Efficiency

6. Maximum Volumetric Power Peaking Factor (Max Kv(i,j))

7. Maximum Relative Power Peaking Factor of Each FA (Max Kq)

8. Power from Neutron Flux Monitoring Equipment (N NFME)

9. Auto Regressive Integrated Moving Average

Journal of Nuclear Science and Technology

Vol. 100, No 3, 2022, P 1-12

1. Minimum DNBR

2. Effective Full Power Day (Teff)

3. Power from SPND





جدول ۳. رتبه ضرایب همبستگی پارامترهای مختلف رآکتور نیروگاه بوشهر با پارامتر  $Q_1$ 

رتبه‌بندی ضریب همبستگی پیرسون با $Q_1$	رتبه‌بندی ضریب همبستگی اسپیرمن با $Q_1$	رتبه‌بندی ضریب همبستگی کندال با $Q_1$	
۱	۱	۱	حداقل انحراف از نسبت جوشش هسته‌ای
۲	۲۹	۲۸	عدم توازن محوری (AO)
۲۴	۵	۲	توان مؤثر (Teff)
۴	۲	۵	توان به وسیله SPND
۳	۳۰	۳۰	حداقل dKv (RegKv)
۲۸	۷	۳	غلظت فعلی اسید بوریک در خنک‌کننده ۱
۶	۳	۷	توان فعلی رآکتور (Ncore)
۳۰	۸	۴	غلظت فعلی اسید بوریک در خنک‌کننده ۲
۱۷	۴	۹	اختلاف دمایی خنک‌کننده در رآکتور (DT core)
۵	۲۱	۲۱	بازدهی نیروگاه
۱۹	۱۳	۶	حداکثر ضریب بیشینه قدرت حجمی (Max Kv(i,j))
۸	۶	۱۰	توان به وسیله IC
۷	۱۸	۱۹	توان به وسیله SG
۲۷	۱۱	۸	حداکثر ضریب بیشینه قدرت هر مجتمع سوخت (Max Kq)
۹	۲۲	۲۲	توان با استفاده از تجهیزات نظارت بر شار نوترون (N NFME)
۱۳	۹	۱۲	دمای خنک‌کننده در خروجی رآکتور از پایه YA۲۰
۱۰	۱۴	۱۴	دمای خنک‌کننده در خروجی رآکتور از پایه YA۲۰
۱۴	۱۰	۱۱	حداکثر اختلاف دمایی مایع خنک‌کننده (Max DT)
۱۱	۲۳	۲۴	میانگین دمای خنک‌کننده در ورودی رآکتور (T AVE. Cold)
۱۲	۱۵	۱۳	حداکثر دمای خنک‌کننده در خروجی رآکتور (Max Tout)
۲۰	۱۲	۱۵	دمای خنک‌کننده در ورودی رآکتور از پایه YA۳۰
۱۵	۱۶	۱۶	میانگین دمای خنک‌کننده در خروجی رآکتور (T AVE. Hot)
۱۶	۱۷	۱۸	دمای خنک‌کننده در خروجی رآکتور از پایه YA۴۰
۱۸	۲۰	۱۷	موقعیت گروه ۱۰ میله‌های کنترل (H۱۰)
۲۲	۱۹	۲۰	دمای خنک‌کننده در ورودی رآکتور از پایه YA۴۰
۲۱	۲۴	۲۳	دمای خنک‌کننده در ورودی رآکتور از پایه YA۱۰
۲۳	۲۵	۲۵	دمای خنک‌کننده در ورودی رآکتور از پایه YA۲۰
۲۵	۳۲	۳۳	دوره زمانی رآکتور (period)
۲۶	۲۶	۲۶	سرعت جریان خنک‌کننده در رآکتور
۴۵	۲۷	۲۷	فشار خنک‌کننده در خروجی رآکتور (P)
۴۲	۲۸	۲۹	سرعت جریان خنک‌کننده در رآکتور
۲۹	۳۴	۳۲	موقعیت گروه ۹ میله‌های کنترل (H۹)
۳۱	۴۱	۴۴	موقعیت گروه ۴ میله‌های کنترل (H۴)
۳۴	۳۱	۳۱	میانگین اختلاف فشار
۳۲	۴۲	۴۵	موقعیت گروه ۳ میله‌های کنترل (H۳)
۳۳	۴۴	۳۹	موقعیت گروه ۵ میله‌های کنترل (H۵)
۴۰	۳۳	۳۴	میانگین اختلاف فشار در RCP YD۴۰D۰۰۱
۳۵	۳۹	۲۸	موقعیت گروه ۲ میله‌های کنترل (H۲)
۴۴	۳۵	۳۵	میانگین اختلاف فشار در RCP YD۲۰D۰۰۱
۳۶	۳۷	۳۷	موقعیت گروه ۱ میله‌های کنترل (H۱)
۴۳	۳۶	۳۶	میانگین اختلاف فشار در RCP YD۳۰D۰۰۱
۳۷	۳۸	۴۱	موقعیت گروه ۸ میله‌های کنترل (H۸)
۳۸	۴۰	۴۰	موقعیت گروه ۷ میله‌های کنترل (H۷)
۳۹	۴۳	۴۲	موقعیت گروه ۶ میله‌های کنترل (H۶)
۴۱	۴۵	۴۳	اختلاف فشار در رآکتور (DP core)

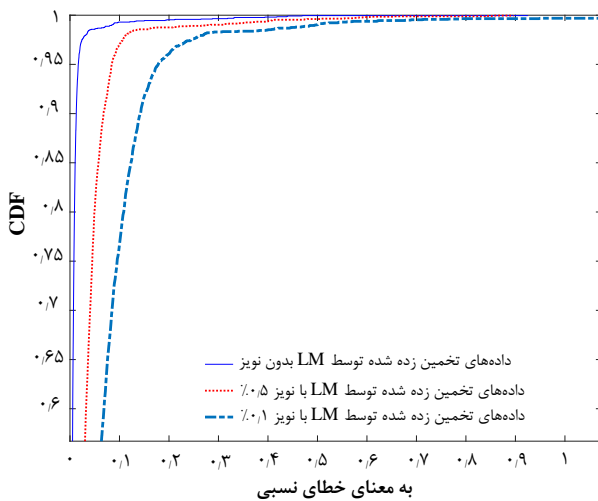
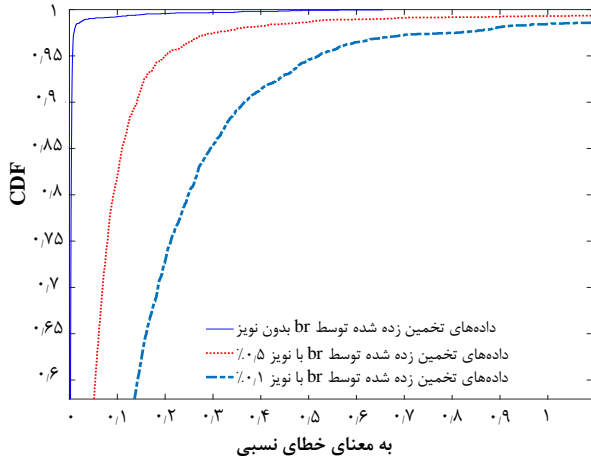


ضریب بیشینه قدرت، دقت نتایج نیز بهتر شود. روش به کار رفته در این مقاله با توجه به مزیت‌هایی از قبیل قابلیت محاسبه بر خط و امکان محاسبه در شرایط وقوع خرابی در سنسورهای رآکتور و نیز دقت قابل قبول آن، می‌تواند روش مناسبی برای محاسبه پارامترهای مهم رآکتورهای هسته باشد.

جدول ۴. نتایج حاصل از تخمین ۱۵ داده نمونه‌ای آموزش و تست توسط

الگوریتم BR

داده‌های آموزش			داده‌های آزمون		
مقدار واقعی	مقدار تخمینی	خطای نسبی	مقدار واقعی	مقدار تخمینی	خطای نسبی
۴۲۹٫۶۵	۴۲۹٫۶۸۳۷	۰٫۰۰۰۰۷۸	۴۲۹٫۶۵	۴۲۹٫۶۵۶۲	۰٫۰۰۰۰۱۴
۱۷٫۸۵۳	۱۷٫۸۶۴۸	۰٫۰۰۰۰۶۶	۱۷٫۸۵۳	۱۷٫۰۴۸۶	۰٫۰۰۴۵
۳۰۴٫۶۴	۳۰۵٫۲۷۵۸	۰٫۰۰۰۰۲۱	۳۰۲٫۳۹	۳۰۲٫۰۷۳۸	۰٫۰۰۰۱
۲۰۰٫۸۴	۲۰۰٫۹۴۹۱	۰٫۰۰۰۰۳۶	۲۹۸٫۳۴	۲۹۶٫۳۶۴	۰٫۰۰۰۰۶۶
۲۹۹٫۱۱	۲۹۸٫۵۲۷۷	۰٫۰۰۰۰۱۹	۲۹۳٫۷	۲۹۳٫۱۵۹۱	۰٫۰۰۰۰۱۸
۲۹۰٫۵۷	۲۸۹٫۴۰۶۷	۰٫۰۰۰۰۰۴	۲۸۸٫۴۹	۲۸۷٫۵۲۹۶	۰٫۰۰۰۰۰۶۸
۲۸۷٫۶۲	۲۸۸٫۱۹۶۸	۰٫۰۰۰۰۰۲	۲۸۶٫۹۷	۲۸۵٫۷۱۳۵	۰٫۰۰۰۰۰۴
۲۸۴٫۶۴	۲۸۴٫۶۳۱	۰٫۰۰۰۰۰۳۱	۲۸۳٫۲۶	۲۸۱٫۸۶۱۹	۰٫۰۰۰۰۰۴۹
۲۸۱٫۵۶	۲۸۰٫۷۶۶۳	۰٫۰۰۰۰۰۲۸	۲۷۸٫۵	۲۷۸٫۱۷۸۱	۰٫۰۰۰۰۰۱۱
۲۷۹٫۶۷	۲۷۹٫۹۰۱۷	۰٫۰۰۰۰۰۰۸	۲۷۵٫۲۷	۲۷۳٫۷۷۳۷	۰٫۰۰۰۰۰۵۴
۲۷۳٫۴۸	۲۷۳٫۲۱۷۲	۰٫۰۰۰۰۰۰۹۶	۲۷۱٫۰۲	۲۷۰٫۲۴۱۳	۰٫۰۰۰۰۰۲۸
۲۶۶٫۳۶	۲۶۶٫۲۹	۰٫۰۰۰۰۰۰۲۶	۲۶۸٫۰۴	۲۶۷٫۷۷۶	۰٫۰۰۰۰۰۰۹۸
۲۶۶٫۸۱	۲۶۷٫۳۰۶۳	۰٫۰۰۰۰۰۰۱۸	۲۶۴٫۹۶	۲۶۴٫۷۷۰۶	۰٫۰۰۰۰۰۰۷۱
۲۳۳٫۰۲	۲۳۳٫۳۱۹۱	۰٫۰۰۰۰۰۰۱۲	۲۶۸٫۰۷	۲۶۸٫۴۵۸۶	۰٫۰۰۰۰۰۰۱۴
۲۶۷٫۰۱	۲۶۵٫۸۹۲۷	۰٫۰۰۰۰۰۰۴۱	۲۵۳٫۳۵	۲۵۳٫۶۵۱	۰٫۰۰۰۰۰۰۱۱



شکل ۶. الف) CDF تخمین  $Q_1$  توسط الگوریتم BR، ب) LM با ۰٫۵٪ و ۱٪ نویز اعمالی.

جدول ۵. AMRE و CDF برای پارامتر هدف توسط الگوریتم BR و LM با نویز اعمال شده ۰٫۵٪ و ۱٪ (CDF = ۰٫۹۹)

با الگوریتم بیزین (BR)	با الگوریتم لونیبرگ مارکوارت (LM)		
۰٫۰۳۴۵	۰٫۰۷۴۷	CDF	بدون نویز
۰٫۰۰۴۹	۰٫۰۱۷۷	AMRE	
۰٫۵۵۸۸	۰٫۴۰۷۵	CDF	با نویز ۰٫۵ درصد
۰٫۰۷۶۰	۰٫۰۵۲۸	AMRE	
۱٫۲۶۵۹	۰٫۸۲۷۹	CDF	با نویز ۱ درصد
۰٫۱۸۷۹	۰٫۱۰۴۹	AMRE	

اصطلاح نویز "یک درصد" به این معنی است که واریانس (توان) توزیع نرمال برابر با واریانس (قدرت) توزیع یکنواخت با دو مرز  $-۰٫۱$  و  $+۰٫۱$  است که از طریق رابطه ۲۷ به دست می‌آید [۲۲]:

$$\sigma_{normal} = \sqrt{\frac{(b-a)^2}{12}} = \frac{0.1}{\sqrt{3}} = 0.05774 \quad (27)$$

در رابطه ۲۷ نمادهای  $a$  و  $b$  مرزهای توزیع یکنواخت هستند. نویز روی شبکه با ۱۵ ورودی اعمال می‌شود شکل ۶ و جدول ۵ حاصل می‌شود. همان‌طور که نتایج نشان می‌دهد شبکه‌های عصبی برای تخمین داده‌هایی با تغییرات ناگهانی و تعداد ویژگی‌های استخراج شده زیاد به تنهایی قابلیت پایداری در برابر نویز را ندارند و در برابر نویز کم نیز نتایج مناسبی ارائه نمی‌دهند و بایستی در ترکیب با الگوریتم‌هایی مانند ARIMA مورد استفاده قرار گیرند که از تحقیقات آتی خواهد بود.

### ۳.۵ تحلیل نتایج

با توجه به نتایج ارائه شده، AMRE به کمک روش پیشنهادی می‌تواند به ۰٫۰۰۴۹ برسد که با وجود عدم استفاده از سنسورهای SPND، جواب بسیار قابل قبولی به شمار می‌رود. با توجه به این‌که صرفاً از داده‌های مربوط به یک سیکل تقریباً ۳ ماهه در این تحقیق استفاده شده است، پیش‌بینی می‌شود با افزایش حجم داده‌ها، به خصوص داده‌های حوادث مربوط به



## مراجع

1. *Final Safety Analysis Report (FSAR) for BNPP Accident Analysis*, Atomic Energy Organization of Iran (AEOD), (2007).
2. Souza, Rose Mary GP, and Joao ML Moreira, *Power peak factor for protection systems—experimental data for developing a correlation*, *Annals of Nuclear Energy*, **33.7**, 609-621 (2006).
3. Kh. Moshkbar-Bakhshayesh, M. Ghanbari, M.B. Ghofrani, *Development of a new features selection algorithm for estimation of NPPs operating parameters*, *Annals of Nuclear Energy*, **146**, 107667 (2020).
4. Kh. Moshkbar-Bakhshayesh, *Prediction of unmeasurable parameters of NPPs using different model-free methods based on cross-correlation detection of measurable/unmeasurable parameters: A comparative study*, *Annals of Nuclear Energy*, **139**, 107232 (2020).
5. C. Lv, et al., *Levenberg-Marquardt Backpropagation Training of Multilayer Neural Networks for State Estimation of A Safety Critical Cyber-Physical System*, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, **14(8)**, 3436-3446 (2018).
6. R.E. Uhrig, *Potential application of neural networks to operation of nuclear power plants*, *Nuclear Safety*, **32(1)**, 68-78 (1991).
7. F.S.M. Desterro, et al., *Development of a Deep Rectifier Neural Network for dose prediction in nuclear emergencies with radioactive material releases*, *Prog. Nucl. Energy*, **118**, 103110 (2020).
8. Y.D. Koo, et al., *Nuclear reactor vessel water level prediction during severe accidents using deep neural networks*, *Nucl Eng Technol*, **51**, 723-730 (2019).
9. M. Saghafi, M.B. Ghofrani, *Real-time estimation of break sizes during LOCA in nuclear power plants using NARX neural network*, *Nucl Eng Technol*, **51**, 702-708 (2019).
10. R.A. Saleem, M.I. Radaideh, T. Kozlowski, *Application of deep neural networks for high-dimensional large BWR core neutronics*, *Nucl Eng Technol*, Article In Press (2020).
11. Bae, In Ho, et al., *Calculation of the power peaking factor in a nuclear reactor using support vector regression models*, *Annals of Nuclear Energy*, **35.12**, 2200-2205 (2008).
12. A. Pirouzmand, M. Kazem Dehdashti, *Estimation of relative power distribution and power peaking factor in a VVER-1000 reactor core using artificial neural networks*, *Progress in Nuclear Energy*, **85**, 17-27 (2015).
13. Lee, Wanno, et al., *A study on the sensitivity of self-powered neutron detector (SPND)*, 1999 IEEE Nuclear Science Symposium. Conference Record. *1999 Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*, (1999).
14. A.Yu. Kurchenkov, *Burnup of rhodium SPND in VVER-1000: Method for determination of linear energy release by SPND readings*, *Physics of Atomic Nuclei*, **74.14**, 1884-1890 (2011).
15. R.E. Uhrig, L.H. Tsoukalas, *Soft computing technologies in nuclear engineering applications*, *Progress in Nuclear Energy*, **34**, 13-75 (1999).
16. Kh. Moshkbar-Bakhshayesh, M.B. Ghofrani, *Transient identification in nuclear power plants: a review*, *Progress in Nuclear Energy*, **67**, 23-32 (2013).

استفاده از داده مناسب و واقعی، در اعتبار بخشی به پژوهش‌ها اهمیت دارد و موجب کاربردی‌تر شدن نتایج تحقیق می‌شود و تحقیق حاضر نیز، به علت بهره‌گیری از داده واقعی نیروگاه بوشهر از جمله همین پژوهش‌ها به شمار می‌رود. بهترین نتایج مربوط می‌شود به شبکه با ۱۵ پارامتر ورودی که بر اساس ضریب همبستگی پیرسون رتبه‌بندی شده بود. این پارامترها به قرار زیر است:

- ۱) عدم توازن محوری (AO)
- ۲) توان فعلی رآکتور (Ncore)
- ۳) اختلاف دمایی خنک‌کننده در رآکتور (DT core)
- ۴) توان به وسیله IC
- ۵) توان به وسیله SG
- ۶) دمای خنک‌کننده در خروجی رآکتور از پایه YA۳۰
- ۷) دمای خنک‌کننده در خروجی رآکتور از پایه YA۲۰
- ۸) حداکثر اختلاف دمای مایع خنک‌کننده (Max DT)
- ۹) میانگین دمای خنک‌کننده در ورودی رآکتور (T AVE. Cold)
- ۱۰) حداکثر دمای خنک‌کننده در خروجی رآکتور (Max Tout)
- ۱۱) دمای خنک‌کننده در ورودی رآکتور از پایه YA۳۰
- ۱۲) میانگین دمای خنک‌کننده در خروجی رآکتور (T AVE. Hot)
- ۱۳) دمای خنک‌کننده در خروجی رآکتور از پایه YA۴۰
- ۱۴) موقعیت گروه ۱۰ میله‌های کنترل (H۱۰)
- ۱۵) دمای خنک‌کننده در ورودی رآکتور از پایه YA۱۰

## ۶. نتیجه‌گیری

پارامترهای مهمی در رآکتورهای هسته‌ای وجود دارند که در جهت عملکرد مناسب و ایمن، به طور دایم کنترل می‌شوند و از طرفی در صورت خرابی و عدم کارکرد یکی از سنسورهای رآکتور، روش‌های محاسبه تحلیلی بر خلاف روش‌های محاسبات نرم قادر به محاسبه این پارامترها نیستند.

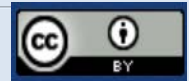
در این مقاله بدون به کارگیری داده‌های SPND که نقش ویژه‌ای در محاسبه پارامتر بیشینه قدرت دارد و نیز با استفاده از ۱۵ ورودی از داده‌های رآکتور نیروگاه بوشهر، که بر اساس مقدار ضریب همبستگی آن‌ها انتخاب شده بودند، پارامتر  $Q_i$  که یکی از پارامترهای مهم رآکتور است، با دقت خوبی محاسبه شد و خطای AMRE به ۰/۰۰۴۹ و CDF، ۹۹ درصد داده‌ها به ۰/۰۳۴۵ رسید. این روش می‌تواند از طریق تنوع بخشیدن در محاسبه ضریب بیشینه قدرت موجب افزایش ایمنی رآکتور شود. استفاده از تکنیک انتخاب ویژگی در این تحقیق موجب افزایش دقت و نیز کاهش بار محاسباتی شد. هم‌چنین نشان داده شد که الگوریتم بیزین کمی بهتر از الگوریتم لوبنبرگ مارکوارت عمل می‌کند.



17. Dash, Manoranjan, Huan Liu, *Dimensionality reduction*, [Wiley Encyclopedia of Computer Science and Engineering](#) (2007).
18. L.A.U.R.E.N.E. Fausett, V. 1994. *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*, [Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall](#) (1994).
19. Foresee, F. Dan, and Martin T. Hagan, *Gauss-Newton approximation to Bayesian learning*, [Proceedings of International Conference on Neural Networks \(ICNN'97\)](#). Vol. **3**. IEEE, (1997).
20. Yu, Hao, and Bogdan M. Wilamowski, *Levenberg-marquardt training*, [Industrial electronics handbook](#), **5.12**, 1 (2011).
21. Kh. Moshkbar-Bakhshayesh, M.B. Ghofrani, *Development of a Robust Identifier for NPPs Transients Combining ARIMA Model and EBP Algorithm*, [IEEE Transactions on Nuclear Science](#), **61.4**, 2383-391 (2014).
22. Kh. Moshkbar-Bakhshayesh, M.B. Ghofrani, *Development of an efficient identifier for nuclear power plant transients based on latest advances of error back-propagation learning algorithm*, [IEEE Transactions on Nuclear Science](#), **61**, 602-610 (2014).

**COPYRIGHTS**

©2021 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers.



## استناد به این مقاله

سعید شریفی، خلیل مشکبار بخشایش، محمدباقر غفرانی (۱۴۰۱)، تخمین نرخ بیشینه حرارت خطی با استفاده از تکنیک‌های محاسبات نرم: مطالعه موردی نیروگاه اتمی بوشهر، ۱۰۰، ۱-۱۲

**DOR:** 20.1001.1.17351871.1401.43.2.1.6

**Url:** [https://jonsat.nstri.ir/article\\_1378.html](https://jonsat.nstri.ir/article_1378.html)

