

تشخیص خوردگی، شکستگی و همچنین پیش بینی شکستگی در سیستم لوله کشی انواع نیروگاه های هسته ای با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و تبدیل موجک

کاووس عباسی^(۱) - مهدی گودرزی^(۲) - حسین مجیدی مرقی^(۳)*

۱-دانشگاه آزاد اسلامی واحد ارسنجان، گروه فیزیک

۲-دانشگاه شهید بهشتی، دانشکده مهندسی هسته ای

۳-سازمان انرژی اتمی، پژوهشگاه علوم و فنون هسته ای

چکیده

در این مقاله روش جدید عیب یابی در سیستم لوله کشی نیروگاههای هسته ای با استفاده از شبکه عصبی و تبدیل موجک ارائه می شود. اثرات غیر منظم همچون اغتشاشات فرکانس بالا و نویز، روند یادگیری شبکه های عصبی را با اختلال مواجه می سازد. هر چه همبستگی بین ورودی ها و خروجی های شبکه عصبی بیشتر باشد، کارایی شبکه عصبی بالاتر می رود با استفاده از خاصیت آنالیز زمان فرکانس و فیلترینگ تبدیل ویولت در جاروب متغیرهای ورودی، علائم زائد حاصل از اغتشاشات گذرا را از ورودی ها می زداییم. سپس با استفاده از متغیرهای جدید، عیب یابی مبتنی بر شبکه عصبی آموزش می یابد. نتایج شبیه سازی بر روی اطلاعات آزمایشگاهی یک پایان نامه دکتری در ژاپن، موفقیت روش پیشنهادی را نشان می دهد.

کلید واژه: سیستم لوله کشی نیروگاه هسته ای، عیب یابی، ویولت، شبکه عصبی، طیف فرکانسی

مقدمه

آشکارسازی خطای یکی از مسایل مهم در واحدهای تولید نیروگاهی می باشد. دانستن نوع خطا موجب کاهش هزینه ها و اتلاف وقت می شود که در پی آن از اثرات جبران ناپذیری که ممکن است به نیروگاه هسته ای و محیط زیست وارد شود جلوگیری می شود. این امر از یک طرف موجب افزایش قابلیت اعتماد سیستم قدرت به واحد های تولید نیروگاه هسته ای می شود و از طرفی با اعتماد سازی بالاتر نسبت به ایمنی نیروگاهی هسته ای باعث تمایل بیشتر به ساخت واحدهای نیروگاهی جدید و تولید برق هسته ای در کشورهای مختلف جهان می شود. اخیرا روشهای جدیدی مبتنی بر شبکه های عصبی جهت تشخیص و مکان یابی خطا در واحدهای تولید نیروگاه هسته ای معرفی شده اند که بعضا در نوع خود جالب هستند [۱]. در [۱] با استفاده از یک شبیه ساز راکتور VVER حوادث رخ داده در نیروگاه هسته ای VVER شبیه سازی شده است و با استفاده از مدل استاتیک شبکه عصبی به عنوان مدل دینامیکی عیب یابی مبتنی بر شبکه عصبی و PCA استفاده شده است. در [۲] روشی با استفاده از شبکه عصبی در شناسایی حوادث گذرا پیشنهاد شده است. در این مقاله نشان می دهیم که اغتشاشات نا خواسته در زمان آموزش شبکه عصبی در روند یادگیری شبکه عصبی اختلال ایجاد می کند تبدیل ویولت یکی از ابزارهای مهم جهت استخراج مشخصات ورودی های شبکه عصبی مورد استفاده قرار می گیرد [۳]. آنالیز زمان-فرکانس تبدیل موجک، این تبدیل را جهت پردازش سیگنالهایی با اتفاقات فرکانس بالا و اصلاح الگوی آنها برای یادگیری شبکه عصبی، بسیار مناسب می سازد. در این مقاله از خاصیت

شیفت زمانی موجک ها در طول زمان و خاصیت آنالیز چند رزولوشنی تبدیل موجک به عنوان حذف کننده اغتشاشات مخرب موجود در ورودی ها، استفاده می شود و در نهایت با استفاده از اطلاعات عبوری از تبدیل موجک، عیب یاب شبکه عصبی بسیار خوب آموزش می یابد. در [۴] روشی ترکیبی عصبی فازی برای تشخیص خطا در نیروگاه هسته ای بکار رفته است. نتایج شبیه سازی و مقایسه روش اصلاح شده با روش پایه، موفقیت روش پیشنهادی را نشان می دهد.

روش کار

شبکه عصبی: شبکه های عصبی ابزار محاسباتی جدیدی هستند که از مجموعه ای از عناصر به هم مرتبط به نام نرون یا پرسپترون ساخته شده اند این شبکه ها دارای دو نوع متداول شبکه چند لایه پرسپترون MLP و شبکه های با پایه های شعاعی RBF هستند. در این تحقیق با استفاده از یک مولد امواج ماکروویو (Network Analyzer) در آزمایشگاهی در ژاپن امواجی با طیف فرکانسی الکترو مغناطیسی ۵ تا ۶ گیگا هرتز بر روی ۷ لوله سالم با طولها و نحوه اتصالات مختلف را ارسال کرده است و موج برگشتی دارای ۲ قسمت حقیقی و موهومی می باشد حال این اندازه ها را برای سه وضعیت قرار گرفتن ارسال کننده موج در فواصل ۹۰، ۱۰۰، ۱۱۰ سانتیمتر از هر لوله محاسبه می کنیم و این ۳ پارامتر را به عنوان ورودی به شبکه عصبی معرفی می کنیم در هنگامی که یک شکستگی در لوله ای رخ دهد این نمونه اولیه که در حالت سالم بودن لوله به عنوان مبنا در نظر گرفته شده است را با موج اندازه گیری شده فعلی مقایسه می کنیم و شبکه عصبی سریع این ورودی را به عنوان حالت ناشناخته برای آن لوله معرفی می کند که این نشان دهنده خوردگی و یا شکستگی احتمالی در آن لوله است. متغیرهایی که به عنوان الگوی آموزش به عیب یاب شبکه عصبی معرفی می شود در جدول ۱ آمده اند. جدول ۲ طیف فرکانسی بازگشتی روی ۷ لوله با اندازه ها و اشکال مختلف در هنگام سالم بودن لوله را نشان می دهد هر کدام از این لوله ها در سه حالت تحت بررسی قرار گرفته اند یعنی به وسیله ۳ متغیر سیستم به عنوان ورودی به شبکه عصبی ارائه می شود. جدول ۱ متغیر های ورودی که شبکه عصبی جهت تشخیص شماره لوله آموزش می یابد را نشان می دهد.

جدول ۱- متغیر سیستم به عنوان ورودی های شبکه عصبی

Variable Number	State Variable	Unit
۱	قرار دادن ارسال کننده موج در فاصله ۹۰ میلیمتری	mm
۲	قرار دادن ارسال کننده موج در فاصله ۱۰۰ میلیمتری	mm
۳	قرار دادن ارسال کننده موج در فاصله ۱۱۰ میلیمتری	mm

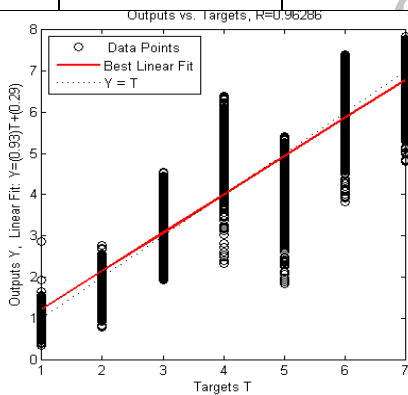
جدول ۲- حادثه های مورد نظر برای تشخیص

pipe	Network Code
لوله ای مستقیم بطول ۴۰۰ میلیمتر	۱
لوله ای مستقیم بطول ۸۰۰ میلیمتر	۲
لوله ای سه تیکه متشکل از یک لوله مستقیم ۳۰۰۰ میلیمتری + لوله یو شکل + لوله مستقیم ۴۰۰ میلیمتری	۳
لوله ای سه تیکه متشکل از یک لوله مستقیم ۳۰۰۰ میلیمتری + لوله یو شکل + لوله مستقیم ۸۰۰ میلیمتری	۴
لوله ای دو تیکه متشکل از یک لوله مستقیم ۱۲۰۰ میلیمتری + لوله یو شکل	۵
لوله ۲ تیکه متشکل از یک لوله مستقیم ۳۰۰۰ میلیمتری + یک لوله مستقیم ۴۰۰ میلیمتری	۶
لوله ۲ تیکه متشکل از یک لوله مستقیم ۳۰۰۰ میلیمتری + یک لوله مستقیم ۱۰۰۰ میلیمتری	۷

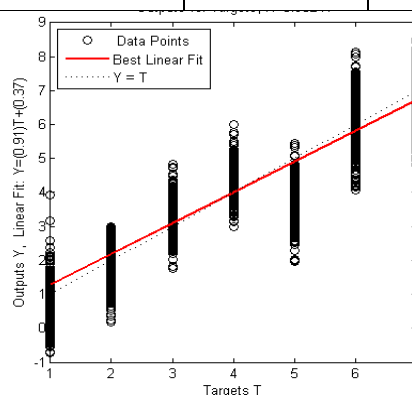
عیب یاب مبتنی بر شبکه عصبی: رفتار دینامیکی هر یک از متغیرها به صورت پنجره‌هایی با عرض ۵ سمپل با دوره زمانی ۵ ثانیه $(x_t, \dots, x_{t-3}, x_{t-4})$ به شبکه عصبی معرفی میشود. لذا کلا تعداد 3×5 داده به عنوان بردار ورودی به شبکه عصبی ارائه می‌شود. به منظور تشخیص خطا در نیروگاه از شبکه عصبی با ساختار MLP با دو نوع الگوریتم آموزش BFG و RP استفاده می‌شود. برای خروجی شبکه عصبی مقادیر صحیح از ۱ تا ۷ را به ازای ۷ لوله (۱۰ حالت خروجی) تخصیص می‌دهیم. جهت ارزیابی میزان کارایی شبکه آموزش دیده از سه معیار: ۱- معیار همبستگی (R) ۲- معیار مربعات نرمالیزه شده خطا (NRMSE) و ۳- اندازه خطای مطلق استفاده می‌شود. عیب یابی توسط شبکه عصبی بوسیله اطلاعات اصلاح نشده خطا: در این مقاله برای تشخیص نارسایی روش مبتنی بر ورودی‌های پایه (ورودی‌های اصلاح نشده)، عیب یاب عصبی را با داده‌های تولید شده در بخش قبل و از طریق الگوریتم آموزش BFG و RP برای ساختارهای مختلف MLP آموزش می‌دهیم. بردارهای ورودی (خروجی‌ها) شامل ۱۱۱۹۸۶ مورد و جمعا تعداد $15 * 111986$ سمپل ورودی به شبکه عصبی معرفی می‌شود. در جدول ۳ تعداد ایتريشن‌ها، مدت زمان آموزش، مقدار خطای NRMSE و معیار توقف آموزش برای هر یک از شبکه‌های ذکر شده آمده است. شکل ۴ داده‌های واقعی را در برابر خروجی شبکه عصبی نشان می‌دهد.

جدول ۳- تعداد ایتريشن‌ها، مدت زمان آموزش، مقدار خطای NRMSE و معیار توقف آموزش

Training Algorithm	ANN Size	Training Time	Performance Goal	Epochs	NRMSE
RP	$15 \times 25 \times 20 \times 10 \times 1$	۱:۲۳:۱۵	$1E-4$	۸۰۱	$4.07e-004$
BFG	$15 \times 25 \times 8 \times 1$	۱:۷:۱۳	$1E-5$	۶۴۳	$1.5e-004$



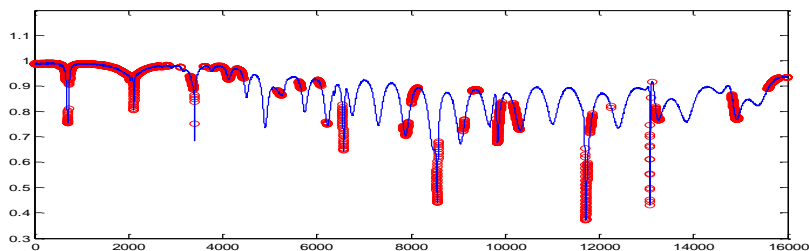
ب



الف

شکل ۴- مقادیر واقعی (هدف) $T(n)$ در برابر خروجی شبکه عصبی $Y(n)$ برای شبکه پایه: الگوریتم RP شکل الف الگوریتم BFG شکل ب

عیب یابی توسط شبکه عصبی بوسیله اطلاعات اصلاح شده توسط تبدیل ویولت: عیب یابی مبتنی بر ورودی‌های پایه دارای دقت کمتری در تشخیص الگوهایی است که دارای اغتشاشات شدید زمانی هستند. رفتار دینامیکی سیستم پس از شروع زمان ارسال امواجی بین ۵ تا ۶ گیگا هرتز در دراز مدت نیز اغتشاشات شدیدی را در زمانهای مختلف بر هم می‌زنند. به عنوان مثال شکل ۵ بخشی از اغتشاشات شدید را در پارامتر ارسال کننده موج در فاصله ۹۰ میلیمتری در لوله ۱ را نشان می‌دهد. دایره‌ها نقاط خطای بیشتر از تلورانس خطا را در روش پایه نشان می‌دهد.



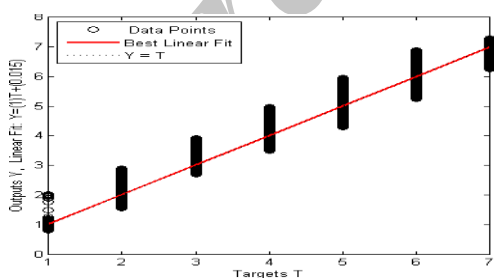
شکل ۵- نحوه شناسایی لوله ۱ در شبکه عصبی پایه

دایره های قرمز رنگ در شکل ۵ نقاطی را که شبکه عصبی در تشخیص آن دارای خطایی بیشتر از E_{ev} است را نشان می دهد. برای بهبود این نقیصه با استفاده از فیلتر بانک تبدیل ویولت که دارای خاصیت جاروب زمانی متغییر توسط ویولت ها و فیلترینگ بخشهای متمرکز فرکانس بالا را در رزولوشنهای مختلف دارد، علائم اغتشاشات فرکانس بالا را از متغیرهای ورودی حذف می کنیم. برای این کار از تقریب متغیرهای ورودی در سطح ششم جداسازی توسط ویولت دوبشز ۴ (Daubechies $N=4$) استفاده شده است. برای آموزش شبکه عصبی با استفاده از ورودی های اصلاح شده، از یک ساختار MLP با دو لایه پنهان که به ترتیب ۲۵ و ۸ نرون در لایه اول و دوم است به عنوان بهترین ساختار، از طریق آزمون سعی و خطا انتخاب شده است. جدول ۴ کارایی شبکه اصلاح شده را نشان می دهد. خاصیت Denoising تبدیل ویولت بر روی متغیرهای ورودی الگوی منظم تری را نسبت به قبل به شبکه عصبی معرفی می کند. از این طریق مدت زمان آموزش شبکه عصبی و علی الخصوص خطای تشخیص به صورت قابل ملاحظه ای کاهش می یابد. شکل ۷ تعداد نقاطی که شبکه اصلاح شده در تشخیص آن

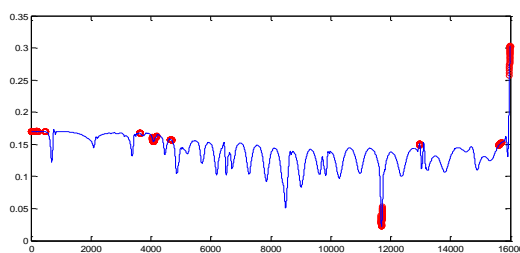
جدول ۴- تعداد ایتريشن ها، مدت زمان آموزش، مقدار خطای NRMSE و معیار توقف آموزش برای شبکه اصلاح شده

Training Algorithm	ANN Size	Training Time	Performance Goal	Epochs	NRMSE
BFG	$15 \times 25 \times 8 \times 1$	۵۲:۱۵	$1E-5$	۵۴۲	$4.37 e-005$

بنا بر معیار E_{ev} دچار خطا شده است را نشان می دهد. دایره ها نقاط خطای بیشتر از تلورانس خطا را در روش اصلاح شده نشان می دهد. شکل ۸ خروجی های واقعی را در برابر داده های تخمین زده شده نشان می دهد.



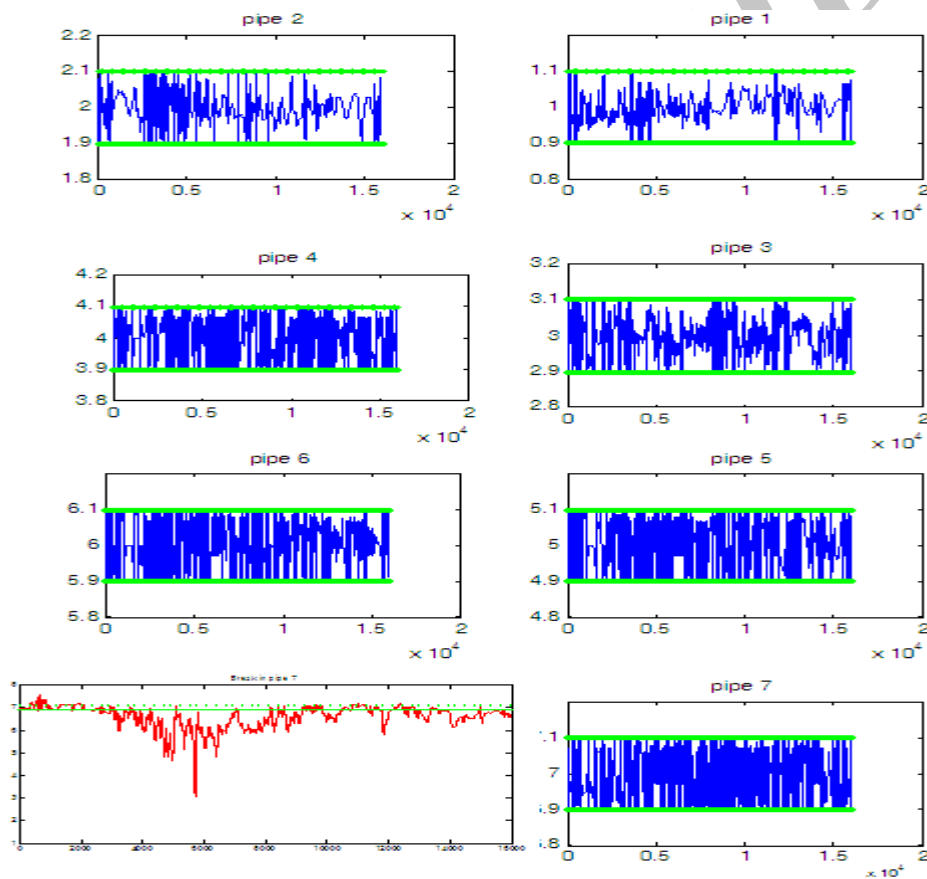
شکل ۸- مقادیر واقعی (هدف) $T(n)$ در برابر خروجی شبکه عصبی $Y(n)$ برای شبکه اصلاح شده



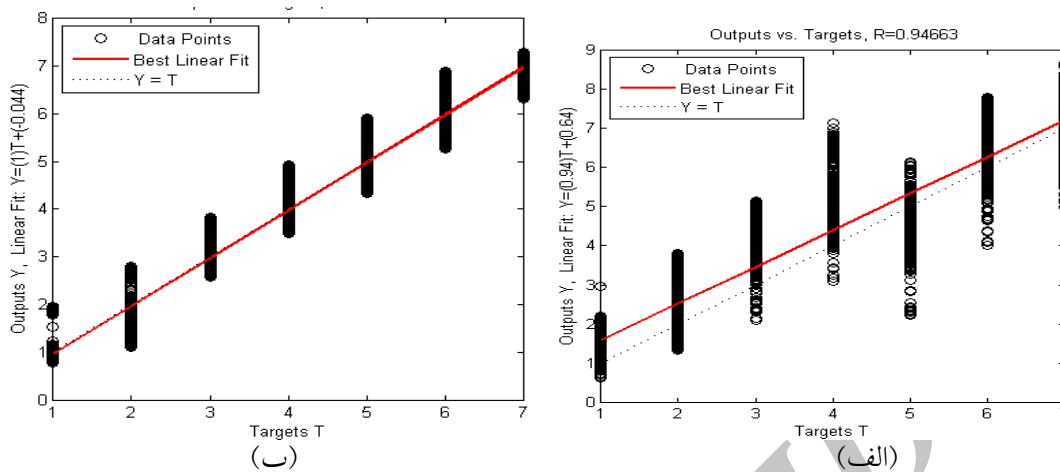
شکل ۷- نحوه شناسایی لوله ۱ با اعمال ویولت در شبکه عصبی پایه

ارزیابی شبکه اصلاح شده: برای ارزیابی دقت شبکه اصلاح شده در شناسایی خطای آموزش یافته و خطای جدید از معیار E_{ev} استفاده می شود. اگر مقدار خطا در هر لحظه از E_{ev} بیشتر باشد لوله مورد نظر خراب معرفی خواهد شد که مبین یک اشکال یا خوردگی در یکی از لوله های ذکر شده در نیروگاه هسته ای است. دقت شبکه اصلاح شده را با خطای قبلی و یک خطای جدید تست می کنیم. لوله ۷ را یک برش می دهیم و به عنوان لوله ای که شبکه آن را آموزش ندیده است، به شبکه عصبی معرفی می کنیم. شکل ۸ عملکرد شبکه عصبی را در تشخیص خطا در آن لوله تا $2 * 10^{-8}$ نمونه از طیف فرکانسی ۵ تا ۶ گیگا هرتز

پس از وقوع خطا نشان می دهد. ملا حظه می شود که خروجی جدید به عنوان شرایطی غیر نرمال برای لوله ۷ معرفی می شود. در شکل ۹ با اعمال برش در لوله ۷ به عیب یاب عصبی، ملا حظه می شود که خروجی عیب یاب دچار تداخل با حوادث قبل نشده است (خطوط قرمز رنگ در نمودار مربوط به برش در لوله ۷ نشان دهنده خرابی و یا شکستگی این لوله است) و این حادثه بر اساس معیار E_{ev} حالتی غیر نرمال برای لوله ۷ معرفی شده است. از نتایج شکل ۹ می توان گفت که عیب یاب شبکه عصبی عملکردی صحیح در برابر خرابی لوله هایی که قبلا در حالت سالم تحت آموزش شبکه عصبی قرار گرفته است، دارد. برای ارزیابی عملکرد شبکه در برابر نویز، داده های نویزی را با مقدار سیگنال به نویز ۱۰ تا ۱ به شبکه عصبی اعمال می کنیم. محتوای نویز متغیر های ورودی در گذر از تبدیل وولت تضعیف می شود. شکل ۱۰ عملکرد شبکه عصبی اصلاح شده و شبکه عصبی اصلاح نشده را در برابر نویز ۱۰ درصد را نشان می دهد.



شکل ۹- عملکرد عیب یاب اصلاح شده در مواجهه با زمانی که لوله ۷ ترک بردارد



شکل ۱۰- مقادیر واقعی (هدف) $T(n)$ در برابر خروجی شبکه عصبی $Y(n)$ برای شبکه اصلاح شده (ب) و شبکه پایه (الف) در برابر نویز ۱۰ درصد

بحث و نتیجه گیری

در این مقاله روشی جدید جهت عیب یابی و پیش بینی شکستگی در سیستم نیروگاه هسته ای با استفاده از شبکه عصبی و تبدیل ویولت ارائه شد. ملاحظه شد که اغتشاشات موجود در رفتار دینامیکی متغیرهای اندازه گیری شده در آموزش عیب یابی مبتنی بر شبکه عصبی با الگوریتم آموزشی BFG و RP اختلال ایجاد کرد و میزان این اختلال در BFG کمتر از RP بود. با استفاده از خاصیت جاروب زمانی تبدیل ویولت و حذف اغتشاشات ورودی ها در تقریب سطح ششم تبدیل ویولت دویبشزء، رفتار نامنظم ورودی ها حذف شد. این روش دقت و سرعت آموزش شبکه عصبی را بر روی اطلاعات جدید افزایش داد. شبکه اصلاح شده با ویولت عملکرد مقاومی را در تشخیص سلامت یا معیوب بودن نسبت به حالت قبل به همراه داشت. در نهایت با استفاده از خاصیت Denoising تبدیل ویولت، محتوای نویزی ورودی ها از بین رفت. نتایج شبیه سازی ها و مقایسه روش اصلاح شده نشان از موفقیت روش پیشنهادی دارد.

مراجع

- [۱] Hadad K, Mortazavi M, Safavi A, Mastali M. Enhanced neural network based fault detection of a VVER nuclear power plant with the aid of principal component analysis. *IEEE Trans Nuclear Science* ۲۰۰۸; ۵۵: ۶-۳۶۱۱
- [۲] Cheon S W, Chang S H. Application of neural networks to a connectionist expert system for transient identification in nuclear power plants. *Nucl Technol* ۱۹۹۳; ۱۰۲: ۱۷۷.
- [۳] Pourahmadi-nakhli M, Safavi A. A. Path characteristic frequency based fault locating in radial distribution system using wavelets and neural networks. *IEEE Trans Power Del.* in press.
- [۴] Zhao K, Upadhyaya B R. Adaptive Fuzzy Inference Causal Graph Approach to Fault Detection And Isolation of Field Devices in Nuclear Power Plants. *Progress in Nuclear Energy* ۲۰۰۵; ۴۶: ۳-۴, ۲۲۶-۲۴۰.