

شبیه سازی تحول زمانی اشعه ایکس سخت در ناحیه گسیختگی اصلی پلاسمای توکامک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی NARX-GA

امیر علوی^۱، شروین سعادت^۲، محمدرضا قنبری^۳

تاریخ ارسال: ۱۴۰۱/۰۳/۲۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۱/۱۵

چکیده: پیش‌بینی تحول زمانی اشعه ایکس سخت برای کاهش اثرات بالقوه خطرناک الکترون‌های گریزان، امری حیاتی است. شبکه عصبی هیبریدی NARX-GA برای شبیه سازی تحول زمانی الکترون‌های گریزان در پلاسمای توکامک استفاده شد. این شبکه عصبی مصنوعی به طور خاص برای پیش‌بینی سری‌های زمانی ساخته شده است. شبکه NARX-GA با استفاده از برخی داده‌های جمع‌آوری شده از ابزارهای تشخیصی پلاسمای توکامک به عنوان ورودی (ولتاژ حلقه، اشعه ایکس سخت) در ناحیه گسیختگی اصلی تحول زمانی پلاسمای آموزش داده شد و مورد ارزیابی قرار گرفت. این شبکه، تحول زمانی سیگنال‌های اشعه ایکس سخت ناشی از برخورد الکترون‌های گریزان با ذرات پلاسمای با دقت بالا ($MSE=3.10 \times 10^{-5}$) تا ۵۰۰ میکرو ثانیه پیش‌بینی می‌کند. به کارگیری همزمان (Real-time) این روش می‌تواند راه را برای اقدامات کنترلی سریع الکترون‌های گریزان هموار کند. در واقع روش پیشنهادی می‌تواند با کاهش تولید الکترون‌های گریزان، زمان محصور سازی پلاسمای را افزایش و اثرات مخرب ناشی از این الکترون‌ها بر روی دیواره توکامک را کاهش دهد.

واژه‌های کلیدی: اشعه ایکس سخت، الکترون‌های گریزان، شبکه عصبی هیبریدی NARX-GA.

۱- مقدمه

گریزان با ذرات پلاسمای و دیواره توکامک^۱، طبق پدیده تابش ترمزی، تابش اشعه ایکس سخت را به همراه دارد چشمگیری در انرژی پلاسمای توکامک می‌شود. در حالی که این انرژی اتلافی اگر مهار شود می‌تواند سبب افزایش محصورسازی پلاسمای گردد. در توکامک‌های ابعاد بزرگ مانند ایترا^۲ جریان الکترون‌های گریزان به حدود ۱۰ مگا الکترون ولت می‌رسد [۱۴-۵]. بنابراین برخورد این الکترون‌های پر انرژی با دیواره اول توکامک می‌تواند باعث آسیب‌های شدید و ذوب شدن آن گردد [۱۲] و لذا توجه

در پلاسمای الکترون‌های گریزان به دلیل عواملی چون گسیختگی اصلی پلاسمای و یا افزایش میدان الکتریکی به طور ناخواسته تولید می‌گردند [۱]. برخورد الکترون‌های [۲-۴] از آنجایی که انرژی اشعه ایکس تابشی به حدود ۱۰۰ کیلو الکترون ولت می‌رسد این امر باعث اتلاف

۱- گروه فیزیک، واحد شوشتر، دانشگاه آزاد اسلامی، شوشتر، ایران.
۲- Canadian Light Source Inc., University of Saskatchewan, Saskatoon, Saskatchewan, S7N2V3, Canada
۳- استادیار گروه فیزیک، دانشکده علوم پایه دانشگاه آزاد اسلامی واحد گرمسار، گرمسار، ایران. ghanbari_phy@yahoo.com

¹ Tokamak

² ITER

را پیش‌بینی کنند [۱۶] و به صورت آنی در سیستم کنترل توکامک به کار برده شوند. از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی حالت‌های محصورسازی پلاسمای توکامک TCVC استفاده شده است [۱۷]. همچنین، به منظور پیش‌بینی زمان گسیختگی پلاسمای توکامک DIII-D [۱۸] و توکامک J-TEX [۱۹]، برای مدل‌سازی همجوشی در توکامک JET [۲۰] و برای مدل‌سازی جابجایی عمودی پلاسمای توکامک HL-2A [۲۱] شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

روش‌های پیش‌بینی سری زمانی را می‌توان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی هوشمند کرد و برای کنترل الکترون‌های گریزان و پیش‌بینی زمان تابش اشعه ایکس ناشی از آنها به صورت آنی مورد استفاده قرار داد. در این پروژه تحقیقاتی، شبکه عصبی NARX که به منظور پیش‌بینی سری‌های زمانی طراحی و ساخته شده است توسط الگوریتم ژنتیک (طراحی شده بر پایه تئوری تکاملی داروین) آموزش داده شد و با کمک آن تحول زمانی اشعه ایکس سخت در مرحله فروپاشی پلاسمای با دقت بالا و خطای ناچیز پیش‌بینی شد. از این روش می‌توان در سیستم کنترل توکامک به طور آنی و برخط استفاده کرد و از کاهش انرژی پلاسمای در اثر برخورد الکترون‌های گریزان با ذرات پلاسمای و آسیب‌های شدید ناشی از برخورد این الکترون‌ها به دیواره توکامک به طور مؤثری کاست که این امر باعث افزایش محصورسازی پلاسمای می‌شود و از صرف هزینه‌های سنگین برای تعمیر و بازسازی دیواره توکامک می‌کاهد. الگوریتم ژنتیک به عنوان الگوریتم بهینه‌سازی جایگاه ویژه‌ای در علوم مختلف پیدا کرده است [۲۲-۳۰]. بخش دوم این مقاله به علل تولید الکترون‌های گریزان در پلاسمای پرداخته است. در بخش سوم، شبکه عصبی هیبریدی NARX-GA معرفی گردیده است. همچنین در بخش چهارم، نحوه شبیه‌سازی تحول زمانی اشعه ایکس سخت ارائه شده و در بخش نتیجه‌گیری، نتایج بدست گزارش شده است.

به کنترل الکترون‌های گریزان از اهمیت بالایی برخوردار است.

به منظور کنترل شرایط محصورسازی، ابزارهای تشخیصی متعددی، پارامترهای مهم پلاسمای را اندازه‌گیری می‌کنند که داده‌های بدست آمده از آنها به صورت سری زمانی ثبت می‌گردند. سیم پیچ ولتاژ حلقه^۱ و آشکار ساز اشعه ایکس سخت دو دستگاه تشخیصی کاربردی برای بررسی وضعیت الکترون‌های گریزان هستند که در توکامک‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. برای محاسبه ولتاژ پلاسمای، مقاومت پلاسمای و گرمایش اهمی از سیم پیچ ولتاژ حلقه استفاده می‌گردد. آشکار ساز سنتیلاتور یدور سدیم برای ثبت داده‌های بسیار مهم پرتو ایکس سخت خروجی از توکامک به کار می‌رود. در واقع این آشکار ساز یکی از مهمترین تجهیزاتی است که در محدود کردن اتلاف انرژی و اثرات مخرب ناشی از تولید الکترون‌های گریزان استفاده می‌شود. اشعه ایکس سخت تابشی از توکامک اطلاعات با ارزشی در مورد رفتار الکترون‌های گریزان در اختیار قرار می‌دهد. به دلیل ماهیت غیرخطی پلاسمای و رابطه پیچیده بین اجزای آن، روش‌های نظری قادر به پیش‌بینی دقیق رفتار پلاسمای نیستند. بنابراین داشتن یک ابزار دقیق با عملکرد قابل اعتماد که بتواند تحول زمانی ویژگی‌های پلاسمای توکامک را پیش‌بینی نماید، می‌تواند راه حلی در این زمینه باشد. با استفاده از روش‌های آماری بر پایه میانگین متحرک مانند AR، MA، ARMA، ARIMA، SARIMA می‌توان سری‌های زمانی را پیش‌بینی کرد. به عنوان مثال، برای پیش‌بینی دقیق مدهای پلاسمای در توکامک IR-T1 از روش ARIMA استفاده شده است [۱۵]. اما از این روش‌ها نمی‌توان به صورت آنی و برخط برای کنترل رفتار پلاسمای استفاده کرد. شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل دقت فراوانی که در حل مسائل طبقه‌بندی، تشخیص الگو و پیش‌بینی دارند در علوم مختلف بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند رفتار غیرخطی و پیچیده اجزای پلاسمای

¹ Vloop

که در آن $E_{||}$ میدان الکتریکی ترویدالی و ρ مقاومت پلاسما می‌باشد. اگر $E_{||}$ تغییر نکند، افزایش مقاومت، باعث کاهش سریع جریان پلاسما می‌شود. اما، ویژگی القایی سیستم از تغییر قابل توجه جریان در چنین مقیاس‌های زمانی کوتاهی جلوگیری می‌کند و باعث افزایش شدید میدان الکتریکی موازی با جهت ترویدال می‌شود تا جریان را حفظ کند. فروپاشی جریان پلاسما، معمولاً بسیار طولانی‌تری از خاموش شدن گرمایی رخ می‌دهد. بنابراین، یک میدان الکتریکی قوی در طول یک دوره زمانی قابل توجه وجود خواهد داشت که به تولید الکترونهای گریزان منجر می‌شود.

فرایند دیگری نیز برای تولید الکترونهای گریزان وجود دارد. در این فرایند، الکترونهای گریزان ثانویه به موجب برخورد الکترونهای گریزان موجود با الکترونهای حرارتی تولید می‌شوند (مکانیزم بهمنی). تولید در این مکانیزم احتیاج به حضور الکترونهای گریزان اولیه با انرژی بالا دارد [۳۳-۳۵].

۳- شبکه عصبی هیبریدی NARX-GA

شبکه NARX که بر پایه شبکه پرسپترون طراحی شده، یک شبکه پویای همراه با بازخورد است که خروجی آن به عنوان ورودی به شبکه بازگردانده می‌شود. شبکه‌های پویا در پیش بینی سری‌های زمانی کارآمد هستند [۳۶]. معادله تعریف شده برای شبکه NARX به صورت زیر است:

$$y(t) = f(x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-d), y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-d)) \quad (3)$$

که در آن مقدار خروجی $y(t)$ با استفاده از مقادیر قبلی سیگنال خروجی و مقادیر قبلی سیگنال ورودی به روش رگرسیون توسط شبکه بدست می‌آید. در به کارگیری این شبکه، بعد از انتخاب معماری شبکه، باید ورودی‌های شبکه را انتخاب کرد. آموزش این شبکه از نوع یادگیری تحت نظارت است. پس از وارد کردن ورودی‌ها، شبکه به صورت تصادفی، ورودی‌ها و خروجی‌ها را به سه گروه داده‌های آموزش، اعتبار سنجی و آزمایش تقسیم می‌کند.

۲- تولید الکترونهای گریزان

دو عامل شناخته شده افزایش میدان الکتریکی و گسیختگی پلاسما باعث تولید اولیه الکترونهای گریزان در پلاسمای توکامک می‌شوند [۱]. هنگامی که میدان الکتریکی ترویدالی^۱ (که بوسیله کوپل ترانسفورماتور اولیه تولید می‌شود) به منظور محصور سازی به پلاسما اعمال می‌شود، الکترونهای گرمایی سرعت می‌گیرند. با افزایش سرعت الکترون‌ها، نیروی اصطکاک ناشی از برخورد در مقابل آنها کاهش می‌یابد. اگر سرعت الکترون‌ها از حد بحرانی بیشتر گردد، آنها پیوسته شتاب می‌گیرند و سرعت شان بدون هیچ گونه محدودیتی افزایش می‌یابد، بنابراین الکترون‌ها گریزان می‌گردند. میدان الکتریکی لازم برای آنکه الکترون‌ها به سرعت بحرانی برسند میدان درایسر^۲ نامیده می‌شود [۳۱-۳۲].

$$E_D = \frac{ne^3 \ln \Lambda}{4\pi \epsilon_0^2 T_e} \quad (1)$$

که $\ln \Lambda$ لگاریتم کولنی، T_e دمای توده الکترون، n چگالی پلاسما، ϵ_0 ضریب گذردهی خلا و e بار الکترون می‌باشند.

دلایل گسیختگی سریع پلاسما در توکامک‌ها متفاوت است [۱]. تغییر موقعیت پلاسما و برخورد آن با دیواره توکامک می‌تواند منجر به هجوم ذرات و ناخالصی‌ها به درون پلاسما شود. تابش ناشی از برخورد پلاسما با ناخالصی‌ها و همینطور انتقال انرژی به دیواره توکامک منجر به از دست رفتن انرژی گرمایی پلاسما می‌شود. این امر می‌تواند باعث سرد شدن سریع پلاسما (در مقیاس میلی‌ثانیه) گردد که به این رویداد، خاموشی گرمایی گفته می‌شود. این کاهش چشمگیر دما باعث افزایش شدید مقاومت پلاسما می‌شود. جریان پلاسما از طریق قانون اهم به میدان الکتریکی مربوط می‌شود:

$$j_{th} = \frac{E_{||}}{\rho} \quad (2)$$

¹ toroidal electric field

² Dreicer field

T1 استفاده شد که عبارتند از جریان پلاسما^۱، ولتاژ حلقه، داده‌های کوئل‌های میرنوف^۲ و داده‌های ثبت شده توسط آشکار ساز اشعه ایکس سخت^۳. هر کدام از ابزارهای اندازه گیری توکامک IR-T1 در هر نیم میکرو ثانیه یک داده اندازه گیری شده را ثبت می‌کنند در نتیجه در ناحیه گسیختگی اصلی پلاسما، جامعه آماری بسیار مناسبی در اختیار داریم.

ورودی های شبکه را می‌توان با استفاده از همبستگی بین داده‌های ورودی و داده‌های هدف تعیین کرد و یا می‌توان از روش سعی و خطا بهره برد. از آنجایی که جریان و انرژی الکترون‌های گریزان به دما، چگالی و ولتاژ حلقه بستگی دارند [۳۷]، ولتاژ حلقه می‌تواند یکی از گزینه‌های مناسب برای انتخاب ورودی شبکه باشد. برای اطمینان از انتخاب خود، به منظور بدست آوردن مقدار همبستگی بین داده‌های Vloop و داده‌های HXR از نرم افزار متلب استفاده شد که مقدار بسیار مناسب 0.94 بدست آمد. بنابراین Vloop به عنوان ورودی شبکه انتخاب گردید. داده‌های دیگر، همبستگی خوبی با داده‌های HXR نداشتند و با سعی و خطا نیز به عنوان ورودی شبکه مورد بررسی قرار گرفتند که بهترین نتایج با استفاده از Vloop بدست آمد.

انتخاب صحیح معماری، در کیفیت عملکرد و سرعت آموزش شبکه، نقش حیاتی دارد. جدول ۱ بخش‌های به کار برده شده در معماری شبکه را نشان می‌دهد.

برای پیش بینی کیفی و کمی تحول زمانی اشعه ایکس سخت و سنجش عملکرد شبکه NARX-GA، و برای اینکه همهٔ مرحله گسیختگی پلاسما مورد ارزیابی قرار گیرد و شبکه با پیچیدگی‌های پلاسما روبرو شود، داده‌های ورودی شبکه را با توجه به پروفایل جریان پلاسما (شکل (a) ۱) در بخش گسیختگی در نظر گرفتیم و پیش بینی تحول زمانی اشعه ایکس سخت را بارها انجام دادیم و

داده‌های آموزش که حدود ۷۰٪ داده‌ها هستند، به منظور آموزش شبکه برای تعیین وزن‌ها و بایاس‌های مناسب به کار می‌روند. حدود ۱۵٪ داده‌ها به عنوان داده‌های اعتبار سنجی، همزمان با فرآیند آموزش، آموزش شبکه را مورد ارزیابی قرار می‌دهند و از بیش برآزش جلوگیری می‌کنند. ۱۵٪ داده‌ها به عنوان داده‌های آزمایش، بعد از فرآیند آموزش، شبکه آموزش دیده را مورد سنجش قرار می‌دهند. برای بهینه سازی عملکرد شبکه، از یک معیار کمی به نام شاخص عملکرد استفاده می‌شود که خروجی‌های شبکه را با داده‌های هدف مقایسه می‌کند. به منظور کاهش مقدار شاخص عملکرد از الگوریتم‌های بهینه سازی گوناگونی مانند الگوریتم گرادیان نزولی، الگوریتم نیوتن و الگوریتم لوونبرگ-مارکوارت استفاده می‌شود که همگی بر پایه گرادیان عمل می‌کنند. چنین الگوریتم‌هایی ممکن است در طی فرایند بهینه سازی، در کمینه‌های محلی گرفتار شوند. به منظور رفع چنین مشکلی می‌توان از الگوریتم های تکاملی مانند الگوریتم ژنتیک برای آموزش شبکه NARX بهره برد. الگوریتم ژنتیک از تئوری تکامل داروین و تولید گونه‌های موفق‌تر و برانده‌تر الهام گرفته شده است. این الگوریتم کار خود را با تولید تصادفی جمعیت اولیه‌ای از جواب‌های مسئله به شکل کروموزم آغاز می‌کند. ساختار کروموزومی تولید شده، مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و کروموزوم هایی که به جواب‌های مسئله نزدیکتر هستند به عنوان نسل والدین انتخاب می‌شوند و با استفاده از فرایندهای ترکیب و جهش، نسل بعدی کروموزوم‌ها (فرزندان) را به وجود می‌آورند و این فرایند تا رسیدن به جواب‌های بهینه ادامه می‌یابد.

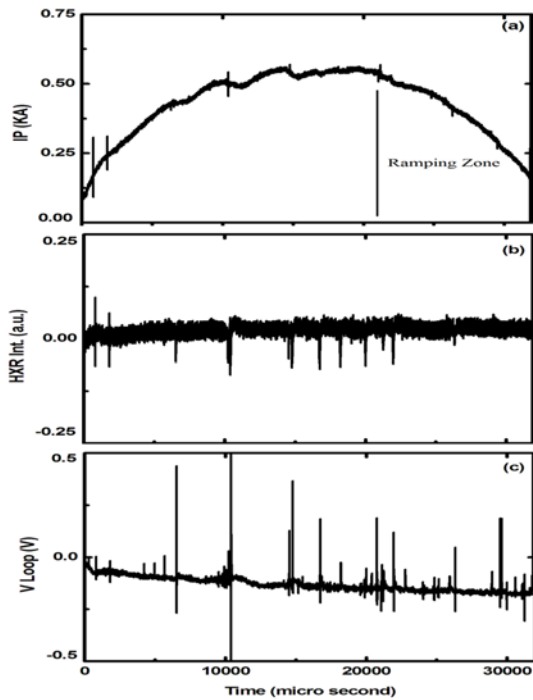
۴- شبیه سازی تحول زمانی اشعه ایکس سخت

به منظور پیش بینی تحول زمانی اشعه ایکس سخت از شبکه عصبی هیبرید NARX-GA استفاده گردید. بدین منظور باید ورودی‌های مناسب شبکه را انتخاب کرد و معماری شبکه را به درستی تعیین نمود که هر دو مورد از اهمیت ویژه‌ای برخوردار هستند. برای انتخاب ورودی‌های شبکه از داده‌های زمانی ابزارهای اندازه‌گیری توکامک IR-

¹ Ip

² Mp

³ HXR



شکل (۱) تحول زمانی (a) IP، (b) HXR و (c) Vloop مربوط به توکامک IR-T1

۵- نتیجه گیری

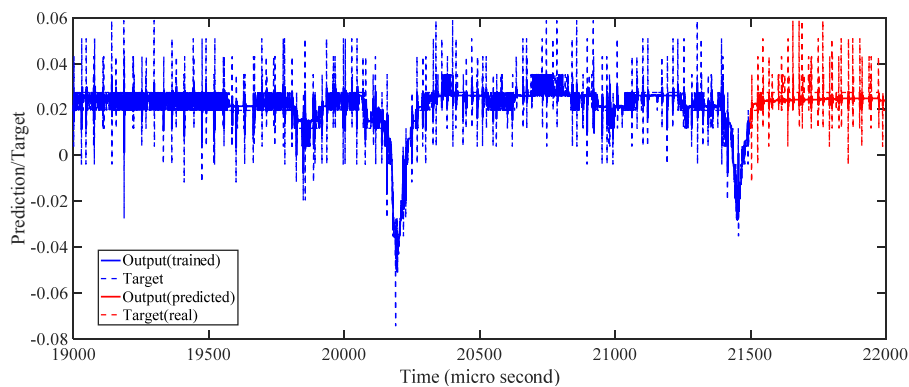
در سراسر ناحیه گسیختگی اصلی از شبکه عصبی NARX-GA برای پیش بینی تحول زمانی اشعه ایکس سخت

کیفیت عملکرد شبکه NARX-GA را مورد ارزیابی قرار دادیم.

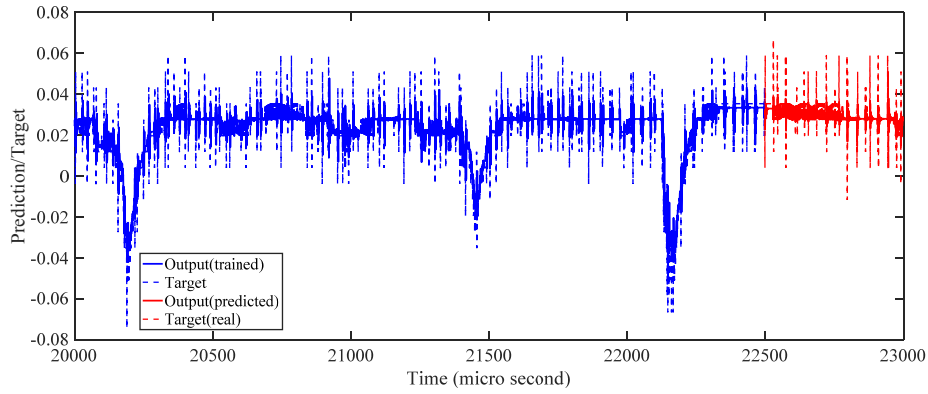
نمودار شکل‌های ۲، ۳ و ۴ نتایج پیش بینی ۱۰۰۰ گام از تحول زمانی اشعه ایکس سخت را نشان می‌دهند که در آنها از ۵۰۰۰ داده از دو ورودی Vloop و HXR در مرحله فروپاشی استفاده شده است. در این شکل‌ها، نمودارهای خط چین آبی نشان دهنده داده‌های واقعی (هدف)، خط توپر آبی نشان دهنده داده‌های آموزش دیده شبکه NARX-GA، خط چین قرمز نشان دهنده داده‌های واقعی در طول دوره پیش بینی و نمودار تو پر قرمز رنگ نشان دهنده مقادیر پیش بینی شده شبکه هستند. شکل ۵ پیش بینی توسط شبکه NARX-GA را در ناحیه گسیختگی اصلی نشان می‌دهد. شبکه بعد از یک ناحیه نسبتاً هموار، به خوبی و با دقت بسیار زیاد توانسته روند و نوسانات نسبتاً شدید تحول زمانی اشعه ایکس سخت را شبیه سازی نماید که نشان از توانمندی و دقت بالای این شبکه دارد.

جدول ۱- اطلاعات مربوط به معماری شبکه NARX-GA.

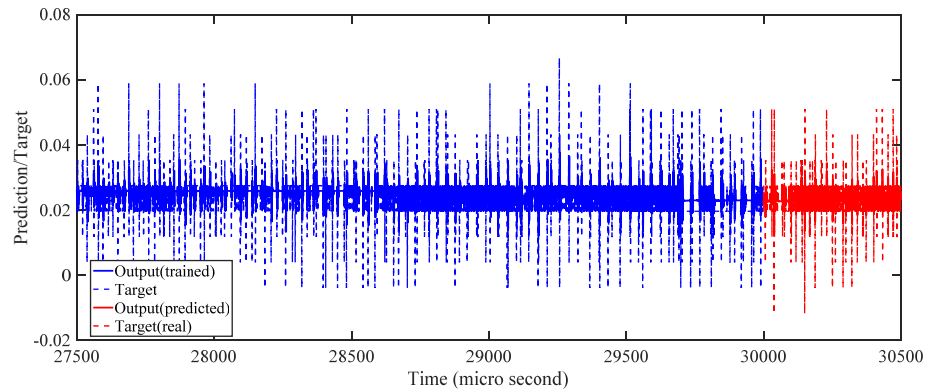
تعداد لایه	تعداد نورون های لایه پنهان	انتقال لایه پنهان	تابع انتقال لایه خارجی	شاخص عملکرد	الگوریتم آموزش
۲	۱۰	Tansig	Purelin	MSE	الگوریتم ژنتیک



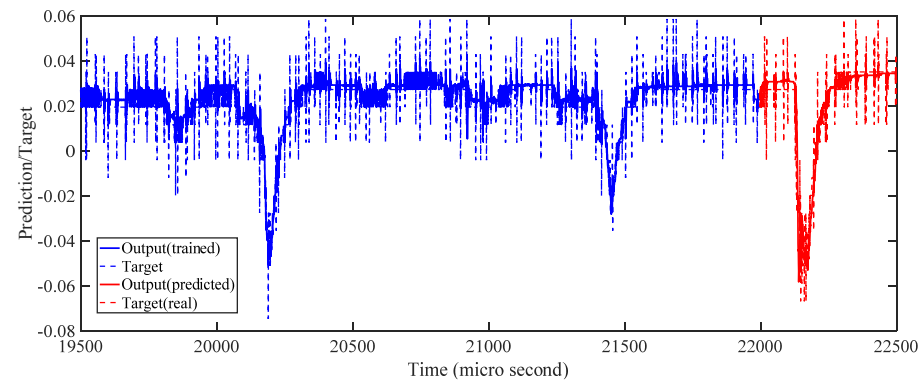
شکل (۲) پیش بینی ۱۰۰۰ گام (۵۰۰ μs) از تحول زمانی HXR در ناحیه گسیختگی اصلی با ۵۰۰۰ داده از دو ورودی Vloop و HXR با استفاده از شبکه عصبی NARX-GA.



شکل (۳) پیش بینی ۱۰۰۰ گام (۵۰۰s μ) از تحول زمانی HXR در ناحیه گسیختگی اصلی با ۵۰۰۰ داده از دو ورودی Vloop و HXR با استفاده از شبکه عصبی NARX-GA.



شکل (۴) پیش بینی ۱۰۰۰ گام (۵۰۰s μ) از تحول زمانی HXR در ناحیه گسیختگی اصلی با ۵۰۰۰ داده از دو ورودی Vloop و HXR با استفاده از شبکه عصبی NARX-GA.



شکل ۵- پیش بینی ۱۰۰۰ گام (۵۰۰s μ) از تحول زمانی HXR در ناحیه گسیختگی اصلی با ۵۰۰۰ داده از دو ورودی Vloop و HXR با استفاده از شبکه عصبی NARX-GA.

جدول ۲- عملکرد شبکه عصبی NARX-GA در ناحیه گسیختگی اصلی در محدوده ۱۹۰۰۰ تا ۲۲۰۰۰ میکرو ثانیه.

عملکرد داده های آموزش	عملکرد داده های اعتبار سنجی	عملکرد داده های آزمایش	عملکرد شبکه	دقت شبکه در امر پیش بینی
4.18 $\times 10^{-5}$	5.18 $\times 10^{-5}$	4.52 $\times 10^{-5}$	4.38 $\times 10^{-5}$	High

جدول ۳- عملکرد شبکه عصبی NARX-GA در ناحیه گسیختگی اصلی در محدوده ۲۰۰۰۰ تا ۲۳۰۰۰ میکرو ثانیه.

عملکرد داده های آموزش	عملکرد داده های اعتبار سنجی	عملکرد داده های آزمایش	عملکرد شبکه	دقت شبکه در امر پیش بینی
483 $\times 10^{-5}$	4.10 $\times 10^{-5}$	4.31 $\times 10^{-5}$	4.64 $\times 10^{-5}$	High

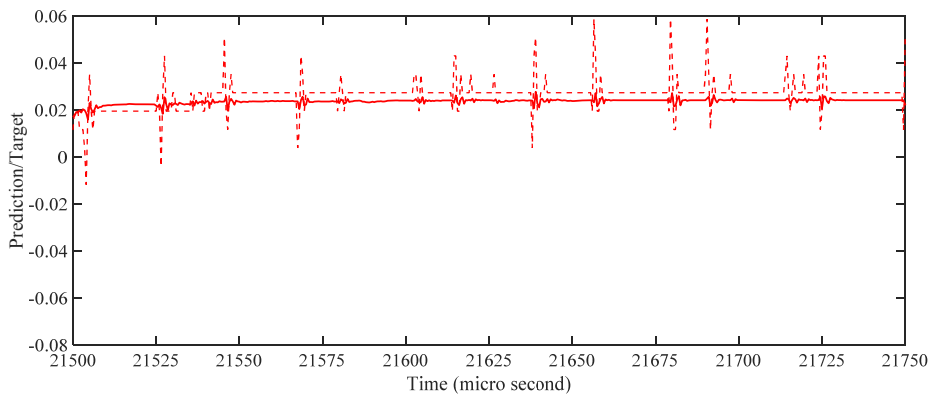
جدول ۴- عملکرد شبکه عصبی NARX-GA در ناحیه گسیختگی اصلی در محدوده ۲۷۵۰۰ تا ۳۰۵۰۰ میکرو ثانیه.

عملکرد داده های آموزش	عملکرد داده های اعتبار سنجی	عملکرد داده های آزمایش	عملکرد شبکه	دقت شبکه در امر پیش بینی
3.71 $\times 10^{-5}$	3.46 $\times 10^{-5}$	4.07 $\times 10^{-5}$	3.73 $\times 10^{-5}$	High

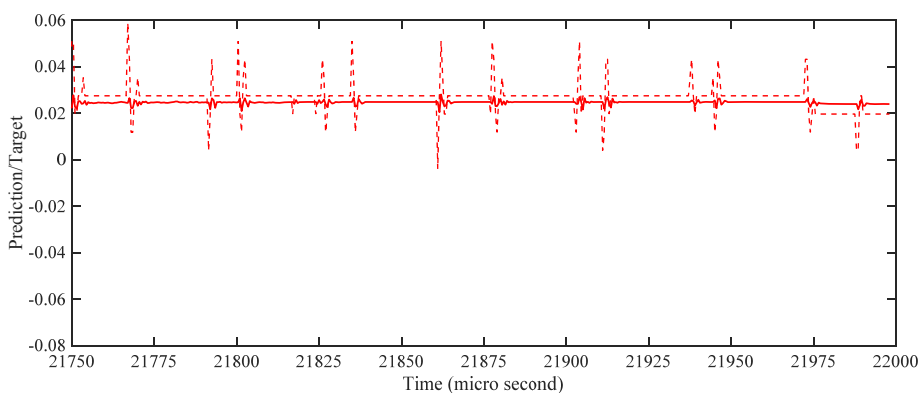
داده های آزمایش کیفیت شبکه آموزش دیده را تصدیق می کند.

همه این نتایج مطلوب، دلالت بر این دارد که معماری شبکه بسیار خوب انتخاب شده و بنابراین شبکه و نتایج شبیه سازی آن بسیار قابل اطمینان هستند. با توجه به نتایج بسیار خوب شبکه NARX-GA در شبیه سازی تحول زمانی اشعه ایکس سخت، می توان با اطمینان از این روش در سیستم کنترل توکامک بهره برد که می تواند از اتلاف انرژی پلازما که از تولید الکترون های گریزان ناشی می گردد تا حد زیادی جلوگیری کند. همچنین استفاده از روش پیشنهادی در این مقاله می تواند آسیب های ناشی از الکترون های گریزان به دیواره توکامک را کاهش دهد.

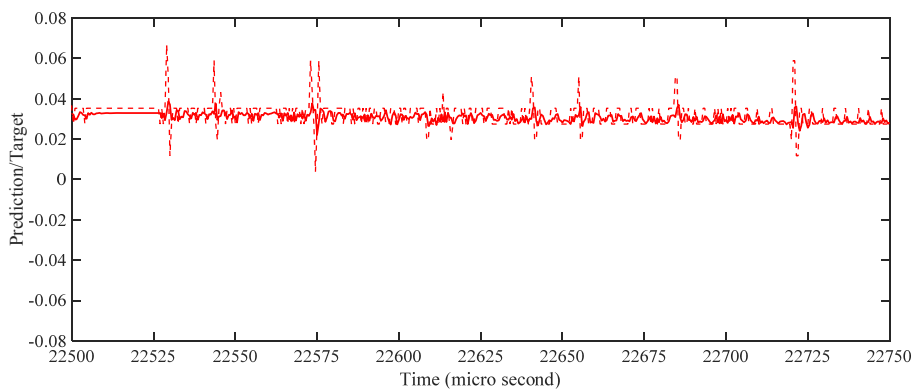
استفاده شد. شکل های ۶ تا ۱۱ بزرگنمایی ۵۰۰ گام از بخش پیش بینی مربوط به شکل های ۲ تا ۴ هستند که نشان می دهند شبکه با دقت فراوان توانسته زمان وقوع اشعه ایکس سخت و زمان هایی که پرتو ساطع نشده است را پیش بینی نماید. همچنین جدول های ۲ تا ۴ نتایج عملکرد این پیش بینی ها را در مرحله فروپاشی نشان می دهند. عملکرد بسیار مطلوب داده های آموزش نشان دهنده کیفیت بسیار خوب آموزش شبکه توسط الگوریتم ژنتیک است. عملکرد داده های اعتبار سنجی نیز نشان می دهد که بیش برآزش صورت نگرفته است. این موضوع کیفیت آموزش شبکه را تایید کرده و همچنین عملکرد



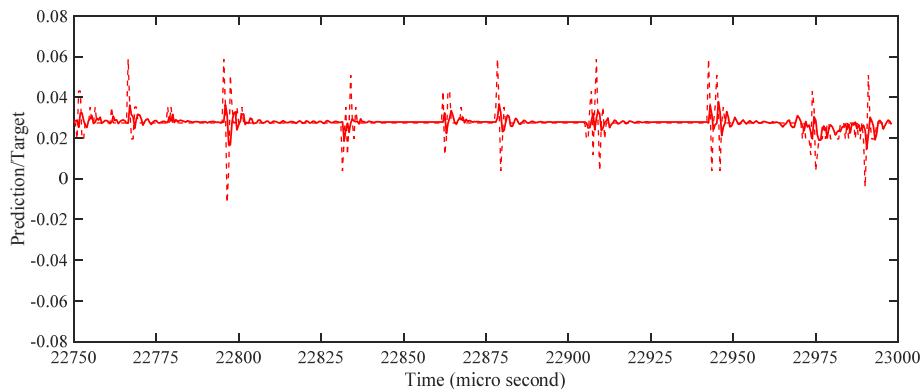
شکل (۶) بزرگنمایی ۵۰۰ گام نخست از بخش پیش بینی شکل ۳.



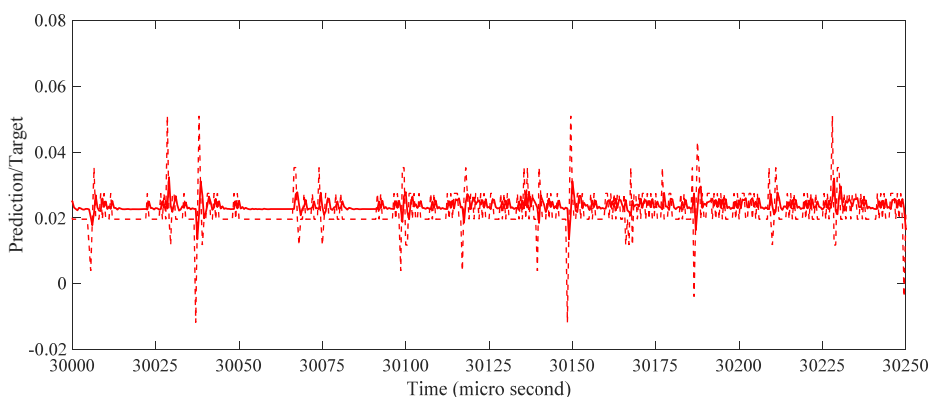
شکل (۷) بزرگنمایی ۵۰۰ گام دوم از بخش پیش بینی شکل ۳.



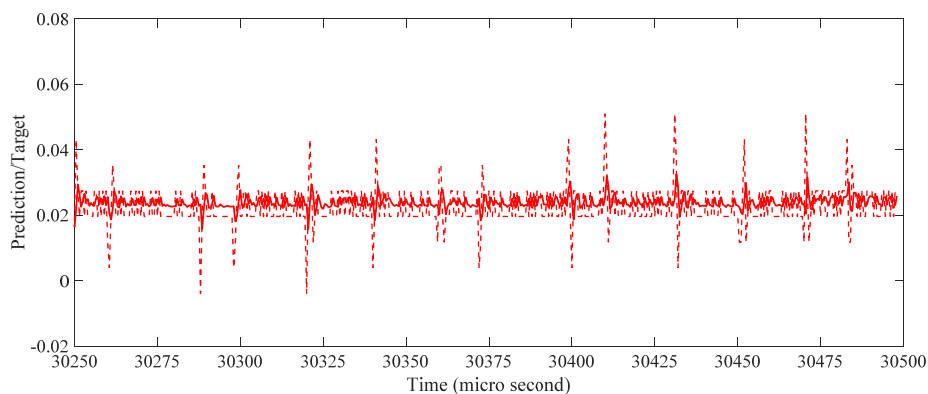
شکل (۸) بزرگنمایی ۵۰۰ گام نخست از بخش پیش بینی شکل ۴



شکل (۹) بزرگنمایی ۵۰۰ گام دوم از بخش پیش بینی شکل ۴.



شکل (۱۰) بزرگنمایی ۵۰۰ گام نخست از بخش پیش بینی شکل ۵.



شکل (۱۱) بزرگنمایی ۵۰۰ گام دوم از بخش پیش بینی شکل ۵.

spectrometer with MCPs counting rate capabilities for runaway electron measurements on DIII-D,” *Rev. Sci. Instrum.*, vol. 92, no. 4, p. 043517, Apr. 2021, doi: 10.1063/5.0043762.

- [3] L. Novotny *et al.*, “Runaway electron diagnostics using silicon strip detector,” *J. Instrum.*, vol. 15, no. 7, 2020, doi: 10.1088/1748-0221/15/07/C07015.

مراجع

- [1] B. N. Breizman, P. Aleynikov, E. M. Hollmann, and M. Lehnen, “Physics of runaway electrons in tokamaks,” *Nucl. Fusion*, vol. 59, no. 8, p. 083001, Aug. 2019, doi: 10.1088/1741-4326/ab1822.
- [2] A. Dal Molin *et al.*, “Novel compact hard x-ray

- 96, no. 12, p. 125625, 2021, doi: 10.1088/1402-4896/ac33f7.
- [17] F. Matos, V. Menkovski, F. Felici, A. Pau, and F. Jenko, "Classification of tokamak plasma confinement states with convolutional recurrent neural networks," *Nucl. Fusion*, vol. 60, no. 3, p. ab6c7a, 2020, doi: 10.1088/1741-4326/ab6c7a.
- [18] R. M. Churchill, B. Tobias, and Y. Zhu, "Deep convolutional neural networks for multi-scale time-series classification and application to tokamak disruption prediction using raw, high temporal resolution diagnostic data," *Phys. Plasmas*, vol. 27, no. 6, 2020, doi: 10.1063/1.5144458.
- [19] H. Uğuz *et al.*, "Disruption predictor based on neural network and anomaly detection on J-TEXT," *J. Phys. Energy*, vol. 2, no. 1, pp. 0–31, 2020.
- [20] K. L. Van De Plassche *et al.*, "Fast modeling of turbulent transport in fusion plasmas using neural networks," *Phys. Plasmas*, vol. 27, no. 2, 2020, doi: 10.1063/1.5134126.
- [21] B. Yang, Z. Liu, X. Song, X. Li, and Y. Li, "Modeling of the HL-2A plasma vertical displacement control system based on deep learning and its controller design," *Plasma Phys. Control. Fusion*, vol. 62, no. 7, 2020, doi: 10.1088/1361-6587/ab8a64.
- [22] L. Liu, H. Moayedi, A. S. A. Rashid, S. S. A. Rahman, and H. Nguyen, "Optimizing an ANN model with genetic algorithm (GA) predicting load-settlement behaviours of eco-friendly raft-pile foundation (ERP) system," *Eng. Comput.*, vol. 36, no. 1, pp. 421–433, 2020, doi: 10.1007/s00366-019-00767-4.
- [23] M. A. Albadr, S. Tiun, M. Ayob, and F. Al-Dhief, "Genetic algorithm based on natural selection theory for optimization problems," *Symmetry (Basel)*, vol. 12, no. 11, pp. 1–31, 2020, doi: 10.3390/sym12111758.
- [24] H. Liang, J. Zou, K. Zuo, and M. J. Khan, "An improved genetic algorithm optimization fuzzy controller applied to the wellhead back pressure control system," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 142, p. 106708, 2020, doi: 10.1016/j.ymssp.2020.106708.
- [25] Y. Zhou *et al.*, "Hybrid genetic algorithm method for efficient and robust evaluation of remaining useful life of supercapacitors," *Appl. Energy*, vol. 260, no. May 2019, p. 114169, 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2019.114169.
- [26] H. Wei, H. Bao, and X. Ruan, "Genetic algorithm-driven discovery of unexpected
- [4] A. Shevelev *et al.*, "Study of runaway electrons with Hard X-ray spectrometry of tokamak plasmas," *AIP Conf. Proc.*, vol. 1612, pp. 125–128, 2014, doi: 10.1063/1.4894038.
- [5] L. G. Eriksson, P. Helander, F. Andersson, D. Anderson, and M. Lisak, "Current dynamics during disruptions in large tokamaks," *Phys. Rev. Lett.*, vol. 92, no. 20, 2004, doi: 10.1103/PhysRevLett.92.205004.
- [6] S. Mirnov *et al.*, *MHD stability, operational limits and disruptions*, vol. 39, no. 12. 1999.
- [7] A. H. Boozer, "Runaway electrons and ITER," *Nucl. Fusion*, vol. 57, no. 5, 2017, doi: 10.1088/1741-4326/aa6355.
- [8] R. D. Gill, B. Alper, M. De Baar, T. C. Hender, M. F. Johnson, and V. Riccardo, "contributors to the EFDA-JET Workprogramme," *Nucl. Fusion*, vol. 42, p. 1039, 2002.
- [9] O. N. Jarvis, G. Sadler, and J. L. Thompson, "Photoneutron production accompanying plasma disruptions in JET," *Nucl. Fusion*, vol. 28, no. 11, pp. 1981–1993, 1988, doi: 10.1088/0029-5515/28/11/005.
- [10] V. V. Plyusnin *et al.*, "Study of runaway electron generation during major disruptions in JET," *Nucl. Fusion*, vol. 46, no. 2, pp. 277–284, 2006, doi: 10.1088/0029-5515/46/2/011.
- [11] J. A. Wesson *et al.*, "Disruptions in JET," *Nucl. Fusion*, vol. 29, no. 4, pp. 641–666, 1989, doi: 10.1088/0029-5515/29/4/009.
- [12] C. Reux *et al.*, "Runaway electron beam generation and mitigation during disruptions at JET-ILW," *Nucl. Fusion*, vol. 55, no. 9, 2015, doi: 10.1088/0029-5515/55/9/093013.
- [13] R. Nygren *et al.*, "Runaway electron damage to the Tore Supra Phase III outboard pump limiter," *J. Nucl. Mater.*, vol. 241–243, pp. 522–527, 1997, doi: 10.1016/S0022-3115(96)00557-0.
- [14] A. H. Boozer, "Theory of runaway electrons in ITER: Equations, important parameters, and implications for mitigation," *Phys. Plasmas*, vol. 22, no. 3, 2015, doi: 10.1063/1.4913582.
- [15] S. H. Saadat, M. Salem, M. Ghoranneviss, and P. Khorshid, "Stochastic modeling of plasma mode forecasting in tokamak," *J. Plasma Phys.*, vol. 78, no. 2, pp. 99–104, 2012, doi: 10.1017/S0022377811000456.
- [16] A. Alavi, S. Saadat, M. R. Ghanbari, S. E. Alavi, and A. Kadkhodaie, "Prediction of hard x-ray behavior by using the NARX neural network to reduce the destructive effects of runaway electrons in tokamak," *Phys. Scr.*, vol.

- fully ionized gas. I,” *Phys. Rev.*, vol. 115, no. 2, pp. 238–249, 1959, doi: 10.1103/PhysRev.115.238.
- [32] H. Dreicer, “Electron and ion runaway in a fully ionized gas. II,” *Phys. Rev.*, vol. 117, no. 2, pp. 329–342, 1960, doi: 10.1103/PhysRev.117.329.
- [33] R. Jayakumar, H. H. Fleischmann, and S. J. Zweben, “Collisional avalanche exponentiation of runaway electrons in electrified plasmas,” *Phys. Lett. A*, vol. 172, no. 6, pp. 447–451, 1993, doi: 10.1016/0375-9601(93)90237-T.
- [34] M. N. Rosenbluth and S. V. Putvinski, “Theory for avalanche of runaway electrons in tokamaks,” *Nucl. Fusion*, vol. 37, no. 10, pp. 1355–1362, 1997, doi: 10.1088/0029-5515/37/10/I03.
- [35] Y. A. Sokolov, ““Multiplication” of accelerated electrons in a tokamak,” *JETP Lett*, vol. 29:4, 1979.
- [36] D. Graupe, *Principles of Artificial Neural Networks*, vol. 6, no. 9. 2007.
- [37] Z. Y. Chen *et al.*, “Investigation of the effect of electron cyclotron heating on runaway generation in the KSTAR tokamak,” *Phys. Lett. Sect. A Gen. At. Solid State Phys.*, vol. 375, no. 26, pp. 2569–2572, 2011, doi: 10.1016/j.physleta.2011.04.032.
- thermal conductivity enhancement by disorder,” *Nano Energy*, vol. 71, no. February, p. 104619, 2020, doi: 10.1016/j.nanoen.2020.104619.
- [27] K. Guo, “Research on location selection model of distribution network with constrained line constraints based on genetic algorithm,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 32, no. 6, pp. 1679–1689, 2020, doi: 10.1007/s00521-019-04257-y.
- [28] A. Al Mamun, M. Sohel, N. Mohammad, M. S. Haque Sunny, D. R. Dipta, and E. Hossain, “A Comprehensive Review of the Load Forecasting Techniques Using Single and Hybrid Predictive Models,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 134911–134939, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3010702.
- [29] M. Jawad *et al.*, “Genetic algorithm-based non-linear auto-regressive with exogenous inputs neural network short-term and medium-term uncertainty modelling and prediction for electrical load and wind speed,” *J. Eng.*, vol. 2018, no. 8, pp. 721–729, 2018, doi: 10.1049/joe.2017.0873.
- [30] Y. Sun, B. Xue, M. Zhang, G. G. Yen, and J. Lv, “Automatically Designing CNN Architectures Using the Genetic Algorithm for Image Classification,” *IEEE Trans. Cybern.*, vol. 50, no. 9, pp. 3840–3854, 2020, doi: 10.1109/TCYB.2020.2983860.
- [31] H. Dreicer, “Electron and ion runaway in a

Simulation of the time evolution of hard X-rays in the main plasma rupture region of a tokamak using a hybrid artificial neural network NARX-GA

Amir Alavi, Shervin Saadat, Mohammad Reza Ghanbari

Abstract

The NARX-GA hybrid neural network was applied to simulate the time evolution of runaway electrons (REs) in the plasma tokamak. This particular type of artificial neural network was created specifically for time series prediction. The NARX-GA network was built using inputs from some plasma diagnostic signals (loop voltage, hard X-ray) collected during all phases of plasma tokamak discharges. The network output predicts the time evolution of hard X-ray (HXR) signals in disruption zone, up to 500 μ s, which can be achieved with high accuracy ($MSE = 3.10 \times 10^{-5}$). The real-time application of this methodology can pave the way for prompt REs control action. The confinement time increases as the REs generation decreases, and their destructive effects on the tokamak wall decrease as well. Early prediction of RE behavior is critical in attempting to mitigate their potentially dangerous effects.

Keywords: Hardx-Ray, Runaway Electrons, NARX-GA Hybrid Neural Network