

A Unified Intelligent Framework for Economic Load Dispatch and Real-Time Transient Stability Monitoring in the IEEE 39-Bus Power System Using Genetic Algorithm and Artificial Neural Network

Azadeh Zarif Iloei ^{1,*}, Masih Sobhani ², Amir Haghverdi ³

^{*1} Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Par.C, Islamic Azad University, Tehran, Iran

azarif@iau.ac.ir

² Bachelor of Electrical Engineering, Department of Electrical Engineering, Par.C, Islamic Azad University, Tehran, Iran

masihsobhani@pardisiau.ac.ir

³ Department of Electrical Engineering, Par.C, Islamic Azad University, Tehran, Iran

ahaghverdi@pardisiau.ac.ir

Abstract

This paper presents a unified intelligent framework that simultaneously optimizes economic operation and enables real-time transient stability monitoring in the IEEE 39-bus power system. A Genetic Algorithm is employed for Economic Load Dispatch, minimizing fuel costs to \$51,972.58 per hour under a 6150 MW demand, yielding a 4.8% reduction (\$22.14 million annually) compared to conventional lambda-iteration methods (\$54,500/h). The GA's global convergence in non-convex cost landscapes is theoretically analyzed using the Schema Theorem and Markov chain dynamics, ensuring robust handling of quadratic cost functions and transmission losses. For transient stability, a lightweight feedforward Artificial Neural Network with 20 input neurons (rotor angles and bus voltages), two hidden layers (10 and 5 neurons), and one output neuron predicts system synchronism with 92% accuracy across 40 test scenarios, computing stability margins from -75.07° to 59.33°. Compared to time-domain simulations (5–10 s/scenario, ~85% accuracy), the ANN delivers near-instantaneous predictions. A comprehensive review of hybrid intelligent methods (2023–2025) positions this work as a bridge between decoupled optimization and stability paradigms. Integration challenges with Phasor Measurement Units including latency, noise, topology changes, and cyber threats are rigorously discussed, with practical solutions such as denoising autoencoders and transfer learning proposed for field deployment. The GA-ANN synergy preconditions optimal dispatch for stability forecasting, offering a scalable pathway for smart grid Energy Management Systems. Future enhancements include regression-based ANN, PMU-driven online retraining, and hybrid physics-informed models to further enhance reliability in dynamic, renewable-rich grids.

Keywords

Economic Load Dispatch, Transient Stability, Genetic Algorithm, Artificial Neural Network, Power System Optimization.

چارچوب هوشمند یکپارچه برای تخصیص بار اقتصادی و پایش پایداری گذرای لحظه‌ای در سیستم قدرت 39 باس IEEE با استفاده از الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی

آزاده ظریف لولویی^{۱*}، مسیح سبحانی^۲، امیر حق وردی^۳

^{۱*} استادیار گروه مهندسی برق، دانشکده پردیس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

azarif@iau.ac.ir

^۲ دانش آموخته کارشناسی مهندسی برق گرایش کنترل، گروه مهندسی برق، دانشکده پردیس، دانشگاه آزاد

اسلامی، تهران، ایران

masihsobhani@pardisiau.ac.ir

^۳ کارشناسی مهندسی برق گرایش قدرت، گروه مهندسی برق، دانشکده پردیس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران،

ایران

ahaghverdi@pardisiau.ac.ir

چکیده

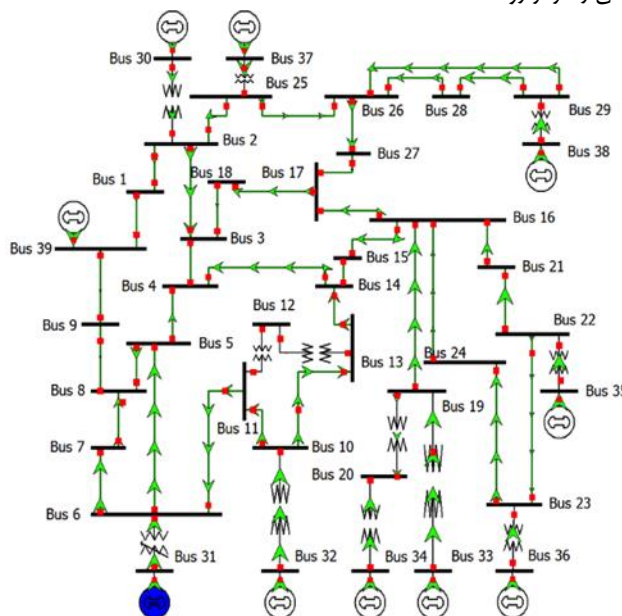
این مقاله یک چارچوب هوشمند یکپارچه ارائه می‌دهد که به طور همزمان بهینه‌سازی عملیات اقتصادی و پایش پایداری گذرا لحظه‌ای را در سیستم قدرت 39 باس IEEE امکان‌پذیر می‌سازد. از الگوریتم ژنتیک برای تخصیص بار اقتصادی استفاده شده است که هزینه سوخت را تا ۵۱۹۷۲/۵۸ دلار در ساعت در بار ۶۱۵۰ مگاوات کاهش می‌دهد و ۴/۸٪ صرفه‌جویی (معادل ۲۲/۱۴ میلیون دلار در سال) نسبت به روش مرسوم لامبدا-تکرار (۵۴۵۰۰ دلار در ساعت) به همراه دارد. همگرایی الگوریتم ژنتیک در چشم‌اندازهای هزینه غیرمحدب با استفاده از قضیه شما و دینامیک زنجیره مارکوف به طور نظری تحلیل شده و توانایی قوی آن در مدیریت توابع هزینه درجه دوم و تلفات انتقال را تضمین می‌کند. برای پایداری گذرای، یک شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور سبک با ۲۰ نورون ورودی (زوایای روتور و ولتاژ باس‌ها)، دو لایه مخفی (۱۰ و ۵ نورون) و یک نورون خروجی، هم‌زمانی سیستم را با دقت ۹۲٪ در ۴۰ سناریوی آزمایشی پیش‌بینی می‌کند و حاشیه‌های پایداری از ۷۵/۰۷ تا ۵۹/۳۳ را محاسبه می‌نماید. در مقایسه با شبیه‌سازی‌های حوزه زمانی (۵-۱۰ ثانیه در هر سناریو، دقت ~۸۵٪)، شبکه عصبی پیش‌بینی‌های تقریباً لحظه‌ای ارائه می‌دهد. مروری جامع بر روش‌های هوشمند ترکیبی (۲۰۲۳-۲۰۲۵) این کار را به عنوان پلی بین پارادایم‌های بهینه‌سازی و پایداری جداگانه قرار می‌دهد. چالش‌های یکپارچه‌سازی با واحدهای اندازه‌گیری فازور شامل تأخیر، نویز، تغییرات توپولوژی و تهدیدات سایبری به طور دقیق بررسی شده و راه‌حل‌های عملی مانند خودرمزگذارهای نوپژدایی و یادگیری انتقالی برای استقرار میدانی پیشنهاد شده است. هم‌افزایی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی، تخصیص بهینه را برای پیش‌بینی پایداری پیش‌شرط می‌کند و مسیری مقیاس‌پذیر برای سیستم‌های مدیریت انرژی شبکه هوشمند ارائه می‌دهد. بهبودهای آتی شامل شبکه‌های عصبی مبتنی بر رگرسیون، بازآموزی آنلاین مبتنی بر واحدهای اندازه‌گیری فازور و مدل‌های ترکیبی آگاه از فیزیک برای افزایش قابلیت اطمینان در شبکه‌های پویا و غنی از انرژی‌های تجدیدپذیر است.

کلمات کلیدی

تخصیص بار اقتصادی، پایداری گذرا، الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌سازی سیستم قدرت.

۱- مقدمه

رشد مداوم تقاضای انرژی جهانی، همراه با یکپارچه سازی منابع انرژی تجدیدپذیر و پیچیدگی های بازارهای برق تنظیم زدایی شده، چالش های عملیاتی سیستم های قدرت نوین را به طور چشمگیری افزایش داده است. سیستم ۳۹ باس مؤسسه مهندسان برق و الکترونیک، که اغلب به عنوان سیستم آزمایشی نیوانگلند شناخته می شود، به دلیل بازنمایی واقعی از یک شبکه در مقیاس بزرگ، سنگ بنای مطالعات سیستم قدرت به شمار می رود. این سیستم شامل ۱۰ ژنراتور سنکرون با ظرفیت های ۲۵۰ تا ۱۰۰۰ مگاوات، ۳۹ باس، ۴۶ خط انتقال و بار کل حدود ۶۱۵۰ مگاوات توزیع شده در پروفایل های بار متنوع است [۱]. ژنراتورها به سیستم های تحریک و گاورنر مجهز هستند، در حالی که شبکه شامل ترانسفورماتورها و جبران کننده های توان راکتیو است و رفتار پویا و غیرخطی سیستم های قدرت واقعی را بازتاب می دهد [۲]. پرداختن به چالش های کلیدی مانند تخصیص بار اقتصادی و پایداری گذرای در این سیستم، نیازمند روش های پیشرفته ای است که محدودیت های رویکردهای سنتی را فراتر رود.



شکل ۱. سیستم قدرت ۳۹ باس استاندارد IEEE

تخصیص بار اقتصادی بر تخصیص تولید توان بین واحدها برای تأمین تقاضای بار با کمترین هزینه عملیاتی که عمدتاً ناشی از مصرف سوخت است تمرکز دارد، در حالی که محدودیت های سیستم مانند تعادل توان و حدود ظرفیت ژنراتور را رعایت می کند. مفهوم تخصیص بار اقتصادی در اوایل قرن بیستم با ظهور سیستم های قدرت متصل پدیدار شد و در ابتدا با روش های آزمون و خطا حل می گردید [۳]. تا دهه ۱۹۶۰، تکنیک های بهینه سازی کلاسیک مانند روش لامبدا-تکرار و الگوریتم های مبتنی بر گرادینان رواج یافتند [۴].

این روش ها اگرچه برای سیستم های خطی از نظر محاسباتی کارآمد بودند، اما در ویژگی های غیرخطی و غیرمحدب

مسائل تخصیص بار اقتصادی نوین به ویژه با وجود اثرات نقطه سوپاپ یا تلفات انتقال با دشواری مواجه می شدند. معرفی تکنیک های هوشمند، دگرگونی پارادایمی در بهینه سازی تخصیص بار اقتصادی ایجاد کرد. الگوریتم ژنتیک، که توسط جان هالند در سال ۱۹۷۵ پایه گذاری شد، از انتخاب طبیعی و تکامل الهام گرفته و با مکانیزم هایی مانند تقاطع و جهش، فضای راه حل های پیچیده را کاوش می کند [۵]. از دهه ۱۹۹۰، الگوریتم ژنتیک در کاربردهای تخصیص بار اقتصادی برجسته گردید و استحکام در مدیریت توابع هزینه غیرخطی و پرهیز از بهینه های محلی را ارائه داد، همان گونه که در مطالعات اولیه کویتا بور نشان داده شد [۶]. الگوریتم ژنتیک کاربردهای مؤثری در بهینه سازی تولید، توزیع و انتقال انرژی نشان می دهد؛ برای نمونه، در طراحی سیستم های انرژی تجدیدپذیر ترکیبی به کار گرفته شده که منجر به کاهش هزینه های سرمایه گذاری و بهبود قابلیت اطمینان سیستم می گردد و کاربرد آن در بهینه سازی سیستم های تولید انرژی حرارتی، کارایی آن در کاهش مصرف سوخت و ارتقای عملکرد را تأیید می کند [۷،۸].

پایداری گذرا، جنبه ای بنیادین از قابلیت اطمینان سیستم قدرت، تضمین می کند که سیستم پس از اختلالات شدید مانند خطاهای ناگهانی بار یا خروج ژنراتور، هم زمانی یا سنکرون بودن خود را حفظ نماید. در سیستم ۳۹ باس، پایداری گذرا به دلیل تعاملات پویا میان ژنراتورهای سنکرون که زوایای روتور و سیستم های تحریک آن ها رفتار سیستم را تعیین می کنند حیاتی است. مطالعه پایداری گذرا از دهه ۱۹۲۰ با توسعه معادلات نوسان سیستم آغاز شد و در میانه قرن بیستم با شبیه سازی های حوزه زمانی و تحلیل مقادیر ویژه ادامه یافت [۹]. روش های کلاسیک، همان گونه که اندرسون و فواد تشریح کرده اند، پایه ای برای تحلیل پایداری فراهم آوردند اما به دلیل اتکا به مدل های خطی شده، در ثبت دینامیک های غیرخطی شبکه های نوین ناکام ماندند [۱۰]. ظهور رویکردهای هوشمند، تحلیل پایداری را دگرگون ساخت. شبکه های عصبی مصنوعی، که توسط مک کالوچ و پیپس در سال ۱۹۴۳ مفهوم سازی و با الگوریتم های پس انتشار در دهه ۱۹۸۰ پیشرفت کردند، در مدل سازی روابط پیچیده و غیرخطی برتری دارند [۱۱]. شبکه های عصبی مصنوعی از دهه ۱۹۹۰ به طور فزاینده ای برای پیش بینی پایداری گذرای به کار رفته اند و از توانایی یادگیری از داده های شبیه سازی (مانند زوایای روتور و ولتاژ باس ها) برای پیش بینی حاشیه های پایداری با دقت بالا بهره می برند [۱۲].

ضرورت رویکردهای هوشمند در سیستم های قدرت از پیچیدگی بی سابقه شبکه های امروزی ناشی می شود. یکپارچه سازی منابع انرژی تجدیدپذیر متناوب مانند باد و خورشید، نوسان و عدم قطعیت در پروفایل های تولید و بار ایجاد می کند و کارایی روش های سنتی را به چالش می کشد [۱۳]. علاوه بر این، تنظیم زدایی بازارهای برق نیاز به عملیات مقرون به صرفه را تشدید کرده، در حالی که استانداردهای سخت گیرانه قابلیت اطمینان، تحلیل پایداری قوی را الزامی می سازد. تکنیک های بهینه سازی کلاسیک، محدود به وابستگی به فرضیات ساده شده، اغلب در حل مسائل بهینه سازی چندوجهی در تخصیص بار اقتصادی یا دینامیک های غیرخطی در تحلیل پایداری ناکام می ماند. روش های هوشمند مانند الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی، راه حل های تحول آفرین ارائه می دهند.

سیستم است. از شبکه عصبی مصنوعی برای این منظور استفاده می شود که توانایی آن در یادگیری روابط پیچیده و غیرخطی از داده ها بهره می برد [۱۲]. شبکه عصبی مصنوعی برای پردازش داده های ورودی مانند زوایای روتور، ولتاژ باس ها و فرکانس ها که از شبیه سازی های حوزه زمانی سیستم ۳۹ باس به دست آمده اند طراحی شده است. این شبیه سازی ها با استفاده از مدل از پیش ساخته شده در دایگ سایلنت پاورفکتوری انجام می شود که رفتار پویای سیستم را با دقت بالا ثبت می کند. شبکه عصبی مصنوعی، که در متلب پیاده سازی شده، شامل لایه های به هم پیوسته است که از طریق فرآیند آموزش، پارامترهای ورودی را به پیش بینی های حاشیه پایداری نگاشت می دهند. این رویکرد پیش بینی سریع و دقیق را ممکن می سازد و محدودیت های محاسباتی شبیه سازی های حوزه زمانی سنتی را که برای سیستم های بزرگ مانند شبکه ۳۹ باس زمان بر هستند پشت سر می گذارد [۱۵]. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی بر اساس دقت پیش بینی و توانایی تعمیم پذیری در شرایط عملیاتی مختلف ارزیابی می شود. سیستم ۳۹ باس به عنوان بستر آزمایشی برای هر دو تحلیل تخصیص بار اقتصادی و پایداری گذرای به کار گرفته شده و شبیه سازی ها در دایگ سایلنت پاورفکتوری با استفاده از مدل از پیش ساخته شده آن انجام می گیرد. پیکربندی سیستم شامل ۴۶ خط انتقال، ۱۲ ترانسفورماتور و پروفایل بار متنوع با مجموع ۶۱۵۰ مگاوات، بازنمایی واقعی از رفتار پایدار و پویا را تضمین می کند [۱]. برای تخصیص بار اقتصادی، بهینه سازی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در متلب با روش های مرسوم دایگ سایلنت مقایسه می شود تا بهبود در هزینه و کارایی ارزیابی گردد. برای پایداری گذرای، داده های شبیه سازی از دایگ سایلنت مانند سری های زمانی حالات سیستم در شرایط بار مختلف استخراج شده و برای آموزش و آزمون شبکه عصبی مصنوعی در متلب به کار می روند. این چارچوب یکپارچه، نقاط قوت الگوریتم های هوشمند و شبیه سازی با وفاداری بالا را ترکیب کرده و اهداف دوگانه بهینه سازی هزینه و پیش بینی پایداری را برآورده می سازد. این مطالعه با هدف نشان دادن کارایی رویکردهای هوشمند در ارتقای کارایی عملیاتی و قابلیت اطمینان سیستم ۳۹ باس، به پیشرفت مدیریت سیستم های قدرت نوین کمک می کند.

۲- مروری جامع بر روش های هوشمند ترکیبی در بهینه سازی و پایداری سیستم قدرت

کاربرد تکنیک های هوشمند ترکیبی در بهینه سازی سیستم قدرت و تحلیل پایداری، در سال های اخیر شتاب قابل توجهی گرفته است؛ این امر ناشی از پیچیدگی فزاینده شبکه های نوین با نفوذ بالای انرژی های تجدیدپذیر، عملیات مبتنی بر بازار و الزامات سخت گیرانه قابلیت اطمینان است. در حالی که رویکردهای تک روش مانند الگوریتم ژنتیک یا شبکه عصبی مصنوعی اثربخشی خود را ثابت کرده اند، چارچوب های ترکیبی که قابلیت جستجوی جهانی را با مدل سازی پیش بینی سریع ترکیب می کنند، به عنوان ضرورتی برای مقابله با چالش های چندهدفه، غیرخطی و لحظه ای شناخته شده اند [۱۹]. این مطالعه خود را در تقاطع تخصیص بار اقتصادی و ارزیابی پایداری گذرای قرار می دهد و از طریق چارچوب

قابلیت جستجوی جهانی الگوریتم ژنتیک امکان پیمایش چشم اندازهای پیچیده تخصیص بار اقتصادی را فراهم می آورد و کاهش هزینه تا ۱۰ درصد نسبت به روش های کلاسیک را محقق می سازد [۱۴]. به همین ترتیب، شبکه های عصبی مصنوعی قدرت پیش بینی برای تحلیل پایداری فراهم می کنند و مطالعات دقت بیش از ۹۵ درصد در شناسایی حاشیه های پایداری بحرانی را گزارش کرده اند [۱۵]. فراتر از مزایای فنی، رویکردهای هوشمند تصمیم گیری لحظه ای را تسهیل می کنند، با شرایط متغیر سیستم سازگار می شوند و گذار به شبکه های هوشمند را که بر تحلیل داده محور و خودکار سازی تکیه دارند پشتیبانی می نمایند [۱۶].

هم افزایی هوش محاسباتی و مهندسی سیستم قدرت، گامی کلیدی به سوی زیرساخت های انرژی پایدار و تاب آور به شمار می رود. برای مقابله با چالش های تخصیص بار اقتصادی و پایداری گذرای در سیستم ۳۹ باس، این مطالعه چارچوبی یکپارچه پیشنهاد می کند که از رویکردهای هوشمند بهره می جوید. روش شناسی حول دو هدف اصلی ساختار یافته است: بهینه سازی هزینه های تولید توان و پیش بینی پایداری سیستم، که هر یک با تکنیک های هوشمند متناسب برای پاسخگویی به نیازهای خاص مسئله به کار گرفته شده اند. مسئله تخصیص بار اقتصادی شامل تعیین خروجی توان بهینه برای هر یک از ۱۰ ژنراتور در سیستم ۳۹ باس به منظور کمینه سازی هزینه های سوخت در حالی که تقاضای بار کل حدود ۶۱۵۰ مگاوات را تأمین کرده و محدودیت های عملیاتی را رعایت می کند، می باشد. این محدودیت ها تضمین می کنند که مجموع توان تولید شده با تقاضای بار به علاوه هرگونه تلفات انتقال برابر باشد و هر ژنراتور در محدوده ظرفیت مشخص شده خود عمل کند. هزینه تولید توان برای هر ژنراتور با رابطه ای غیرخطی با خروجی آن مشخص می شود که تحت تأثیر ویژگی های مصرف سوخت منحصر به فرد هر واحد است [۳]. از الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی این تخصیص استفاده می شود. الگوریتم ژنتیک با آغاز سازی جمعیتی از راه حل های بالقوه که هر یک نمایانگر ترکیبی ممکن از خروجی های ژنراتور است عمل می کند. از طریق فرآیندهای تکراری الهام گرفته از تکامل طبیعی انتخاب افراد برتر، تقاطع برای ترکیب راه حل های امیدبخش و جهش برای ایجاد تنوع به سوی راه حل بهینه همگرا می شود که هزینه ها را کمینه کرده و محدودیت ها را برآورده می سازد. الگوریتم ژنتیک در محیط متلب پیاده سازی شده که محاسبات کارآمد و انعطاف پذیری در مدیریت ویژگی های غیرخطی سیستم را فراهم می آورد. برای ارزیابی عملکرد، نتایج الگوریتم ژنتیک با روش های مرسوم تخصیص بار اقتصادی مانند تکنیک های تکراری یا مبتنی بر گرادیان مقایسه می شود که با استفاده از مدل از پیش ساخته شده سیستم ۳۹ باس در نرم افزار دایگ سایلنت پاورفکتوری اجرا می گردند [۶]. این مقایسه مزایای الگوریتم ژنتیک در دستیابی به هزینه های عملیاتی پایین تر و مدیریت محدودیت های پیچیده را برجسته می سازد.

تحلیل پایداری گذرای با هدف پیش بینی توانایی سیستم در حفظ هم زمانی پس از اختلالاتی مانند تغییرات ناگهانی بار انجام می شود. در سیستم ۳۹ باس، پایداری تحت تأثیر رفتار پویای ژنراتورهای سنکرون به ویژه زوایای روتور و پروفایل های ولتاژ قرار دارد. هدف، پیش بینی حاشیه پایداری معیاری از نزدیکی سیستم به از دست دادن هم زمانی بر اساس پارامترهای کلیدی

عمیق اخیر در دقت برتری دارند، نیازمند مجموعه داده های برچسب دار بزرگ و بازآموزی قابل توجه برای تغییرات توپولوژی هستند. شبکه عصبی مصنوعی پیشنهادی با معماری پیش خور سبک (۲۰-۱۰-۵) دقت ۹۲ درصد را تنها با ۲۰۰ سناریوی شبیه سازی شده به دست می آورد — که آن را برای سیستم هایی با دسترسی محدود به داده های لحظه ای بسیار عملی می سازد. این یکپارچه سازی، پیشرفتی معنادار در پارادایم های هوشمند ترکیبی نمایان می سازد، جایی که اهداف اقتصادی و پویا نه به صورت متوالی، بلکه به صورت ذاتاً جفت شده مورد توجه قرار می گیرند و راه را برای استقرار در سیستم های مدیریت انرژی با منابع محاسباتی محدود هموار می کنند.

یکپارچه سازی اهداف تخصیص بار اقتصادی و پایداری با استفاده از هوش ترکیبی همچنان کمتر کاوش شده است. تلاش نادری توسط گوپتا و همکاران (۲۰۲۵) الگوریتم ژنتیک را با شبکه عصبی گرافی برای بهینه سازی مشترک ترکیب کرد، اما تنها بر محدودیت های امنیت استاتیک تمرکز داشت [۲۴]. چارچوب الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی مصنوعی کنونی با عمل در حوزه پویا متمایز می شود و حاشیه های پایداری را تحت شرایط پس از خطا پیش بینی می کند، درحالی که بهینه بودن هزینه تخصیص را حفظ می نماید — الزامی حیاتی برای تحلیل احتمالی واقعی. این رویکرد هوشمند ترکیبی دودهنه، شکاف پژوهشی قابل توجهی را پر کرده و پایه ای برای کاربردهای آینده شبکه هوشمند برقرار می سازد، جایی که کارایی اقتصادی و قابلیت اطمینان گذرای باید به طور همزمان و مداوم تضمین شوند.

۳- مدل سازی سیستم قدرت ۳۹ باس

مدل سازی دقیق یک سیستم قدرت، بنیان اساسی تحلیل تخصیص بار اقتصادی و پایداری گذرای است؛ زیرا پایه ریاضی برای شبیه سازی رفتار سیستم در شرایط پایداری و پویا را فراهم می آورد. سیستم ۳۹ باس مؤسسه مهندسان برق و الکترونیک، که با نام سیستم آزمایشی نیوانگلند نیز شناخته می شود، به دلیل بازتابی واقعی از یک شبکه متصل در مقیاس بزرگ، به عنوان معیاری پرکاربرد در مطالعات سیستم قدرت پذیرفته شده است. همان گونه که در شکل ۱ مشاهده می شود، سیستم ۳۹ باس شامل ۱۰ ژنراتور سنکرون، ۳۹ باس، ۴۶ خط انتقال، ۱۲ ترانسفورماتور و بار کل حدود ۶۱۵۰ مگاوات توزیع شده در ۱۹ باس است. این سیستم در فرکانس نامی ۶۰ هرتز عمل می کند و اجزای پویا مانند سیستم های تحریک و گاورنر را دربر می گیرد که برای تحلیل پایداری گذرای حیاتی هستند. ظرفیت ژنراتورها از ۲۵۰ تا ۱۰۰۰ مگاوات متغیر است و هر یک به تنظیم کننده خودکار ولتاژ و سیستم گاورنر توربین مجهز هستند که پیچیدگی سیستم های قدرت واقعی را بازتاب می دهند. توپولوژی شبکه با اتصال پذیری بالا و پروفایل های بار متنوع، آن را به بستری ایده آل برای مطالعه تخصیص بار اقتصادی و پایداری در شرایط عملیاتی گوناگون تبدیل کرده است.

۳-۱- مدل سازی برای تخصیص بار اقتصادی

تخصیص بار اقتصادی با هدف کمینه سازی کل هزینه سوخت تولید توان انجام می شود، درحالی که تقاضای بار و محدودیت های عملیاتی را برآورده می سازد. مدل سیستم برای تخصیص بار اقتصادی بر عملیات پایداری سیستم ۳۹ باس تمرکز دارد، به ویژه بر ژنراتورها و ویژگی های هزینه آن ها و همچنین محدودیت های جریان توان شبکه. هر یک از ۱۰ ژنراتور با تابع هزینه درجه دوم مدل می شود که هزینه سوخت را

یکپارچه الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی مصنوعی، راهحلی مقیاس پذیر، محاسباتی کارآمد و استوار برای سیستم ۳۹ باس ارائه می کند. پیشرفت های اخیر در روش های هوشمند ترکیبی برای تخصیص بار اقتصادی بر بهبود سرعت همگرایی، مدیریت محدودیت ها و سازگاری با توابع هزینه غیرمحدب متمرکز بوده است. مطالعه کومار و همکاران (۲۰۲۳) الگوریتم ترکیبی الگوریتم ژنتیک-بهینه سازی ازدحام ذرات را برای تخصیص بار اقتصادی پویا در حضور اثر بارگذاری نقطه سوپاپ و نواحی عملیاتی ممنوعه پیشنهاد کرد که تا ۶/۲ درصد کاهش هزینه نسبت به الگوریتم ژنتیک مستقل در سیستم ۳۰ باس مؤسسه مهندسان برق و الکترونیک به دست آورد [۲۰]. به همین ترتیب، تلفیق الگوریتم ژنتیک با تکامل تفاضلی توسط سینگ و دیلون (۲۰۲۴) برای حل تخصیص بار اقتصادی چندناحیه ای با محدودیت های خطوط اتصال معرفی شد که همگرایی جهانی برتر و بار محاسباتی کاهش یافته را از طریق تنظیم پارامترهای تطبیقی نشان داد [۲۱]. این رویکردهای تکاملی ترکیبی، محدودیت الگوریتم ژنتیک کلاسیک به تنهایی — به ویژه حساسیت آن به اندازه جمعیت و نرخ جهش را برجسته می کنند و ارزش مکانیزم های جستجوی مکمل را تأکید می نمایند. در مقابل، این پژوهش از الگوریتم ژنتیک مستقل نه به عنوان محدودیت، بلکه به عنوان انتخابی آگاهانه برای تضمین تفسیرپذیری کامل و یکپارچه سازی مستقیم با تحلیل پایداری استفاده می کند و پیچیدگی تنظیم ترکیبی را اجتناب می ورزد، درحالی که همچنان کاهش ۴/۸ درصدی هزینه نسبت به روش تکرار لامیدا را محقق می سازد.

در پیش بینی پایداری گذرای، یادگیری عمیق و معماری های عصبی ترکیبی به عنوان ابزارهای تحول آفرین ظهور کرده اند. مدل شبکه کانولوشنی-حافظه کوتاه مدت بلندمدت توسط ژانگ و همکاران (۲۰۲۳) برای پیش بینی پایداری زاویه روتور با استفاده از جریان داده های واحد اندازه گیری فازور توسعه یافت که دقت ۹۶/۸ درصد را در سیستم اصلاح شده ۳۹ باس مؤسسه مهندسان برق و الکترونیک تحت مکان های خطای متغیر به دست آورد [۲۲]. سهم قابل توجه دیگر توسط لی و وانگ (۲۰۲۴) معرفی چارچوب ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی-ماشین یادگیری افراطی بود که زمان آموزش را ۷۰ درصد نسبت به پس انتشار مرسوم کاهش داد، درحالی که دقت ۹۴ درصد بر آورد زمان پاک سازی بحرانی را حفظ کرد [۲۳]. این مطالعات بر گذار به سوی پایش پایداری لحظه ای و داده محور تأکید می کنند. با این حال، اغلب به صورت جداگانه از بهینه سازی اقتصادی عمل می کنند و پایداری را به عنوان گام اعتبارسنجی پس از تخصیص در نظر می گیرند، نه هدفی هم بهینه شده.

تازگی این پژوهش در چارچوب یکپارچه الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی مصنوعی نهفته است که بهینه سازی اقتصادی و پیش بینی پایداری گذرای را در یک حلقه عملیاتی واحد پیوند می دهد. برخلاف روش های تکاملی ترکیبی که عملکرد تخصیص بار اقتصادی را با هزینه پیچیدگی یکپارچه سازی اولویت می دهند، این مطالعه از پروفایل های تخصیص بهینه شده توسط الگوریتم ژنتیک به عنوان پیش فرض های ضمنی برای پیش بینی پایداری مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی استفاده می کند و گذار بی وقفه از برنامه ریزی آفلاین به پایش آنلاین را ممکن می سازد. علاوه بر این، درحالی که مدل های یادگیری

را بیابیم. هر یک از ۱۰ ژنراتور با معادله نوسان کلاسیک مدل می شود که دینامیک روتور را توصیف می کند:

$$\frac{2H_i}{\omega_s} \frac{d^2 \delta_i}{dt^2} = P_{m,i} - P_{e,i} - D_i \frac{d\delta_i}{dt} \quad (6)$$

که در آن H_i ثابت اینرسی ژنراتور i به ثانیه، ω_s سرعت سنکرون به رادیان بر ثانیه، δ_i زاویه روتور به رادیان، $P_{m,i}$ توان مکانیکی ورودی به واحد پریونیت و $P_{e,i}$ توان الکتریکی خروجی به واحد پریونیت است که به صورت زیر محاسبه می شود:

$$P_{e,i} = \frac{E_i V_i}{X_{d,i}} \sin(\delta_i - \theta_i) \quad (7)$$

که در آن E_i ولتاژ داخلی، V_i ولتاژ ترمینال، $X_{d,i}$ راکتانس مستقیم محور d ، θ_i زاویه ولتاژ باس و D_i ضریب میرا به واحد پریونیت است. مدل ژنراتور شامل سیستم های تحریک (مدل شده به عنوان تنظیم کننده خودکار ولتاژ نوع ۱ مؤسسه مهندسان برق و الکترونیک) و سیستم های گاورنر توربین است که به ترتیب ولتاژ ترمینال را حفظ کرده و توان مکانیکی را برای پایداری فرکانس کنترل می کنند.

۳-۴- مدل دینامیک شبکه

شبکه با چارچوب پایداری گذرا مدل می شود که در آن ۴۶ خط انتقال و ۱۲ ترانسفورماتور با امپدانس های معادل خود نشان داده می شوند. رفتار پویای شبکه توسط معادلات جریان توان در حوزه زمان اداره می شود و ولتاژها و زوایای باس در هر گام زمانی به روزرسانی می گردند. معادلات دیفرانسیل-جبری سیستم به صورت عددی در نرم افزار دیگسایلنت پاورفکتوری حل می شوند و تعاملات بین ژنراتورها، بارها و شبکه را ثبت می کنند [۱۶].

۳-۵- حاشیه پایداری گذرا

حاشیه پایداری با حداکثر انحراف زاویه روتور یا زمان پاک سازی بحرانی برای یک اختلال معین کمی سازی می شود. برای پیش بینی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی، ویژگی های ورودی شامل داده های سری زمانی زوایای روتور، ولتاژ باس ها و فرکانس ها استخراج شده از شبیه سازی های دیگسایلنت است. شبکه عصبی مصنوعی این ورودی ها را به خروجی حاشیه پایداری نگاشت می دهد و پیش بینی سریع پایداری گذرا را ممکن می سازد [۹].

سیستم ۳۹ باس در نرم افزار دیگسایلنت پاورفکتوری با استفاده از مدل از پیش ساخته شده آن شبیه سازی می شود که مجموعه داده استاندارد مؤسسه مهندسان برق و الکترونیک برای پارامترهای ژنراتور، بار و شبکه را دربر می گیرد. تحلیل تخصیص بار اقتصادی از شبیه سازی های جریان توان پایدار برای تولید داده های الگوریتم ژنتیک در متلب استفاده می کند، در حالی که تحلیل پایداری گذرا از شبیه سازی های حوزه زمانی برای تولید داده های پویا برای شبکه عصبی مصنوعی بهره می برد. یکپارچه سازی دیگسایلنت و متلب، جریان کاری استوار را تضمین می کند که در آن دیگسایلنت داده های سیستم با وفاداری بالا فراهم می آورد و متلب اجرای الگوریتم های هوشمند را ممکن می سازد. داده های مدل سیستم در جدول ۱ نشان داده شده است.

مقادیر ثابت اینرسی ژنراتورها در بازه ۳/۰ تا ۶/۰ ثانیه قرار دارد (برای مثال، ژنراتور ۱: ۵/۰ ثانیه)، راکتانس مستقیم گذرای محور d ژنراتورها در بازه ۰/۱ تا ۰/۳ واحد

به صورت تابعی از خروجی توان آن نشان می دهد:

$$F_i(P_i) = a_i + b_i P_i + c_i P_i^2 \quad (1)$$

که در آن F_i هزینه سوخت به دلار، P_i خروجی توان فعال به مگاوات، a_i ، b_i و c_i ضرایب هزینه خاص هر ژنراتور هستند که به ترتیب هزینه ثابت، مصرف سوخت خطی و تلفات کارایی درجه دوم را نشان می دهند [۳]. هدف تخصیص بار اقتصادی کمینه سازی کل هزینه در تمامی ژنراتورهاست:

$$\text{Minimize } F = \sum_{i=1}^{10} C_i(P_i) \quad (2)$$

این بهینه سازی تابع محدودیت های زیر است:

- **محدودیت تعادل توان:** مجموع توان تولید شده باید برابر با تقاضای بار به علاوه تلفات انتقال باشد:

$$\sum_{i=1}^{10} P_i = P_D + P_L \quad (3)$$

تلفات انتقال P_L قاضای بار کل (حدود ۶۱۵۰ مگاوات) و P_D که در آن است که با فرمول تلفات محاسبه می شود:

$$P_L = \sum_{i=1}^{39} \sum_{j=1}^{39} P_i B_{ij} P_j + \sum_{i=1}^{10} B_{0i} P_i + B_{00} \quad (4)$$

که در آن B_{ij} ضرایب تلفات از ماتریس ادمیتانس سیستم استخراج شده اند.

- **محدودیت ظرفیت ژنراتور:** خروجی هر ژنراتور در محدوده حداقل و حداکثر ظرفیت خود محدود است:

$$P_{i,min} \leq P_i \leq P_{i,max} \quad (5)$$

برای سیستم ۳۹ باس، این حدود از ۵۰ مگاوات تا ۱۰۰۰ مگاوات متغیر است، مطابق با مجموعه داده استاندارد مؤسسه مهندسان برق و الکترونیک.

۳-۲- مدل شبکه برای تخصیص بار اقتصادی

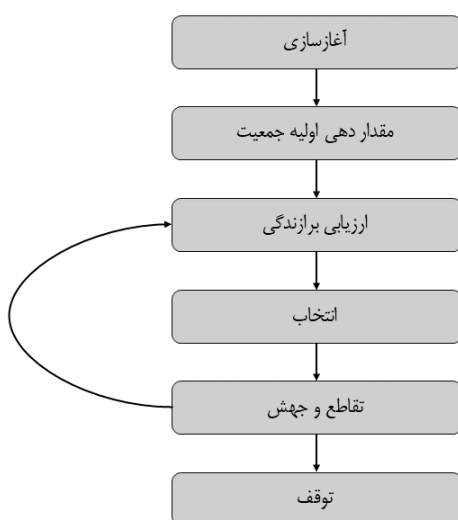
مدل شبکه برای تخصیص بار اقتصادی (ELD) بر پایه فرمول بندی جریان توان پایدار است، که در آن ۳۹ باس توسط ۴۶ خط انتقال و ۱۲ ترانسفورماتور به هم متصل هستند. ماتریس ادمیتانس Y_{bus} توپولوژی شبکه و پارامترهای الکتریکی را توصیف می کند و هر عنصر آن $Y_{ij} = G_{ij} + jB_{ij}$ هدایت و سوسپتانس بین باس های i و j را نشان می دهد. معادلات جریان توان تضمین می کنند که توان تزریقی در هر باس، محدودیت های الکتریکی سیستم را برآورده سازد و پایه ای برای محاسبه تلفات انتقال و اعتبارسنجی تعادل توان فراهم آورد.

۳-۳- مدل سازی برای پایداری گذرا

تحلیل پایداری گذرای رفتار پویای سیستم ۳۹ باس پس از اختلالاتی مانند تغییرات ناگهانی بار تمرکز دارد تا حاشیه پایداری (مانند زمان پاک سازی بحرانی یا حداکثر انحراف زاویه روتور) را پیش بینی کند. مدل سیستم برای پایداری گذرا، اجزای پویا به ویژه ژنراتورهای سنکرون و سیستم های کنترلی آنها و پاسخ گذرای شبکه را دربر می گیرد. ابتدا باید مدل ژنراتور سنکرون

برجسته می‌سازد. در این پژوهش، استفاده از الگوریتم ژنتیک برای تخصیص بار اقتصادی با این یافته‌ها هم‌راستا است و تحلیل پایداری پویا را که از طریق شبکه‌های عصبی عمیق انجام می‌شود، تکمیل می‌کند تا هم عملیات اقتصادی و هم پایدار سیستم قدرت را تضمین نماید [۱۷].

برای سیستم ۳۹ باس که شامل ۱۰ ژنراتور سنکرون، ۳۹ باس، ۴۶ خط انتقال و بار کل ۶۱۵۰ مگاوات است، تخصیص بار اقتصادی به‌دلیل توابع هزینه درجه دوم ژنراتورها و محدودیت‌های سخت‌گیرانه سیستم، مسئله‌ای پیچیده و غیرخطی به‌شمار می‌رود [۱]. این بخش کاربرد الگوریتم ژنتیک برای حل مسئله تخصیص بار اقتصادی در سیستم ۳۹ باس را تشریح می‌کند و مقایسه‌ای دقیق با یک روش مرسوم برای ارزیابی کارایی هزینه، برآورده‌سازی محدودیت‌ها و مزایای اقتصادی بلندمدت ارائه می‌دهد. فرآیند الگوریتم ژنتیک در شکل ۲ نشان داده شده است که ریشه در اصول انتخاب طبیعی دارد و به‌دلیل قابلیت جستجوی جهانی استوار و توانایی پیمایش فضاهای راه‌حل غیرخطی و غیرمحدب به‌کار گرفته می‌شود [۴]. الگوریتم ژنتیک به‌صورت تکراری جمعیتی از راه‌حل‌های کاندید را تکامل می‌دهد که هر یک نمایانگر بردار خروجی‌های توان برای ۱۰ ژنراتور است.



شکل ۲. فرآیند الگوریتم ژنتیک

پیاده‌سازی شامل مراحل زیر است:

- **آغازسازی:** جمعیتی از ۱۰۰ راه‌حل به‌صورت تصادفی در محدوده محدودیت‌های ژنراتور (معادله شماره ۵) تولید می‌شود.
- **ارزیابی برازندگی:** برازندگی هر راه‌حل بر اساس کل هزینه محاسبه می‌شود و جریمه‌ای برای نقض محدودیت تعادل توان اعمال می‌گردد.
- **انتخاب:** روش انتخاب یکنواخت تصادفی، راه‌حل‌هایی با هزینه کمتر را برای نسل بعدی اولویت می‌دهد.
- **تقاطع و جهش:** راه‌حل‌های جدید از طریق تقاطع پراکنده (نسبت: ۰/۸) و جهش قابل تطبیق ایجاد می‌شوند تا تنوع و

پریونیت است (برای مثال، ژنراتور ۱: ۰/۲ واحد پریونیت) و ضریب میرا ژنراتورها در بازه ۰/۰۱ تا ۰/۰۵ واحد پریونیت قرار دارد (برای مثال، ژنراتور ۱: ۰/۰۲ واحد پریونیت). ماتریس ادمیتانس: ماتریس ۳۹ در ۳۹ که از امپدانس‌های خطوط و ترانسفورماتورها استخراج شده است.

جدول ۱. داده‌های مدل سیستم

ردیف	عناصر	پارامتر	توضیحات
۱	ژنراتور	ظرایب هزینه $a_i = 100$ $b_i = 2.0$ $c_i = 0.01$	۱۰ ژنراتور سنکرون با ظرفیت ۲۵۰ تا ۱۰۰۰ مگاوات، توزیع شده در ۱۹ باس، مشخصات بار بر اساس بار کل و مشخصات بار
۲	بار		۳۲۲ مگاوات، باس ۳: ۳۹: ۱۱۰۴ مگاوات)
۳	شبکه	تعداد باس، ترانسفورمر، خطوط انتقال	باس (۱۰) باس ژنراتور، ۱۹ باس بار، ۱۰ باس اتصال) ۴۶ خط و ۱۲ ترانسفورمر
۴	پارامترهای شبیه‌سازی	فرکانس اسمی، گام زمانی، شبیه‌سازی، سناریوهای اختلال	۶۰ هرتز، ۰/۰۱ ثانیه (برای پایداری گذرا در دیگ سایلنت) و تغییرات ناگهانی بار (مثلاً افزایش ۱۰ درصدی در باس ۳۹)

۴- تخصیص بار اقتصادی با الگوریتم ژنتیک

تخصیص بار اقتصادی چالش بهینه‌سازی محوری در عملیات سیستم قدرت است که با هدف تخصیص تولید توان بین واحدها برای کمینه‌سازی هزینه‌های سوخت انجام می‌شود، درحالی‌که تقاضای بار و محدودیت‌های عملیاتی را برآورده می‌سازد. الگوریتم ژنتیک به‌عنوان ابزاری قدرتمند برای حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی در سیستم‌های انرژی ظهور کرده است، به‌ویژه در تخصیص بار اقتصادی. مطالعه‌ای توسط [۱] کاربرد الگوریتم ژنتیک همراه با برنامه‌ریزی درجه دوم را برای حل مسئله تخصیص بار اقتصادی نشان می‌دهد که کل هزینه تولید توان را کمینه می‌کند، درحالی‌که اثرات بارگذاری نقطه سوپاپ و تأمین تقاضای بار را در نظر گرفتن تلفات خطوط انتقال در نظر می‌گیرد. این پژوهش مسئله تخصیص بار اقتصادی را مدل‌سازی کرده و آن را بر سیستم‌های آزمایشی ۱۴ باس و ۳۰ باس مؤسسه مهندسان برق و الکترونیک با استفاده از متلب به‌کار می‌برد و کارایی الگوریتم ژنتیک در دستیابی به تخصیص توان مقرون‌به‌صرفه تحت محدودیت‌های عملی را

می کند که بر پایه قضیه شما هالند [۵] استوار است و ادعا می کند شماهای کوتاه، مرتبه پایین و با برانزندی بالاتر از میانگین به صورت نمایی در نسل ها تحت انتخاب، تقاطع و جهش تکثیر می شوند.

برای مسئله تخصیص بار اقتصادی، یک کروموزوم برنامه کامل تخصیص را رمزگذاری می کند. تابع برانزندی شامل یک جمله جریمه برای نقض تعادل توان است:

$$f(x) = C(x) + \gamma \left| P_D + P_L(x) - \sum_{i=1}^{10} P_i \right| \quad (10)$$

که در آن γ ضریب جریمه پویاست. فرضیه بلوک های سازنده بیان می کند که الگوریتم ژنتیک بخش های با عملکرد بالا مانند بارگذاری نزدیک به بهینه واحدهای کم هزینه مانند ژنراتور اول با ضرایب مطلوب را جمع آوری کرده و از طریق تقاطع آن ها را باز ترکیب می کند تا تخصیص های جهانی برتر بسازد. این مکانیزم امکان فرار از حداقل های محلی را فراهم می آورد که روش های نزول گرادیان را به دام می اندازد، همان گونه که در تخصیص ۹۵۸/۱۳ مگاوات به ژنراتور اول توسط الگوریتم ژنتیک بهره برداری کامل از کارایی هزینه درجه دوم آن اعتبارسنجی شد.

علاوه بر این، قضیه بدون ناهار رایگان برای بهینه سازی [۲۵] نشان می دهد هیچ الگوریتمی به صورت جهانی بر همه کلاس های مسئله برتری ندارد. اما در حوزه محدود تخصیص بار اقتصادی، اصل تسلط محدودیت الگوریتم ژنتیک پیاده سازی شده از طریق جهش قابل تطبیق و انتخاب یکنواخت تصادفی بهبود پیش رونده در هر دو قابلیت پذیرش و بهینه بودن را تضمین می کند. همگرایی الگوریتم همچنین توسط مدل زنجیره مارکوف دینامیک الگوریتم ژنتیک [۲۶] پشتیبانی می شود که توزیع پایدار بر فضای راه حل در اطراف بهینه های جهانی تحت تنوع جمعیت کافی و هم پوشانی نسلی متمرکز می گردد. در این مطالعه، همگرایی سریع در سه نسل (با معیار توقف) این رفتار نظری را بازتاب می دهد: جمعیت تصادفی اولیه فضای محدود ۱۰ بعدی را کاوش می کند، انتخاب مناطق با برانزندی بالا را تقویت می کند و جهش از همگرایی زودرس جلوگیری می نماید.

بینش حیاتی از مقایسه جستجوی جهانی الگوریتم ژنتیک با رویکردهای آرام سازی محدب که اغلب در حل کننده های مدرن تخصیص بار اقتصادی به کار می روند به دست می آید. در حالی که برنامه ریزی نیمه معین یا برنامه ریزی مخروط مرتبه دوم بهینه بودن جهانی را تحت مدل های محدب شده تضمین می کنند [۲۷]، چنین آرام سازی هایی شکاف دوگانگی را در حضور ناپیوستگی های نقطه سوپاپ یا تلفات غیر درجه دوم — شرایط رایج در سیستم ۳۹ باس — ایجاد می کنند. الگوریتم ژنتیک در مقابل، بدون فرض محدبیت و مستقیماً مدل غیرخطی اصلی را بهینه می کند و به رفتار فیزیکی واقعی ژنراتورها وفادارتر است.

یکپارچه سازی الگوریتم ژنتیک با پایداری گذرای از طریق شبکه عصبی مصنوعی همچنین از ویژگی های همگرایی آن بهره می برد. تخصیص بهینه به عنوان نقطه عملیاتی پایدار عمل می کند که شبیه سازی های پویا از آن آغاز

برآورده سازی محدودیت ها تضمین گردد.

▪ **توقف:** الگوریتم زمانی متوقف می شود که تغییر میانگین برانزندی پس از ۲۰۰ نسل، همگرایی به راه حل بهینه تضمین شود.

الگوریتم ژنتیک در متلب با استفاده از جعبه ابزار بهینه سازی جهانی پیاده سازی شده است و برای بهینه سازی ۱۰ متغیر (خروجی های ژنراتور)، اعمال ۲۰ محدودیت نابرابری غیرخطی (محدودیت های ژنراتور) و برآورده سازی ۱ محدودیت برابری غیرخطی (تعادل توان) پیگیری شده است. ضرایب هزینه a_i, b_i, c_i و محدودیت های ژنراتور از مجموعه داده ۳۹ باس مؤسسه مهندسان برق و الکترونیک استخراج شده اند تا سازگاری با مدل سیستم تضمین شود.

۴-۱- بحث نظری درباره ویژگی های همگرایی الگوریتم ژنتیک در چشم اندازهای غیر محدب تخصیص بار اقتصادی

برتری الگوریتم ژنتیک نسبت به روش های کلاسیک مبتنی بر گرادیان در حل مسئله تخصیص بار اقتصادی (ELD) اساساً از توانایی آن در پیمایش چشم اندازهای هدف بسیار غیر محدب و چندوجهی ناشی می شود — ویژگی ذاتی توابع هزینه واقعی ژنراتورها که شامل اثرات نقطه سوپاپ، نواحی عملیاتی ممنوعه و وابستگی های تلفات انتقال هستند [۳]. در حالی که نتایج تجربی این مطالعه بهبود ۴/۸ درصدی هزینه نسبت به روش تکرار لامبدا را نشان می دهند، درک نظری عمیق تر از رفتار همگرایی الگوریتم ژنتیک در چنین محیط های محدود و غیرخطی، برای اعتبارسنجی استحکام آن و تعمیم پذیری فراتر از معیار ۳۹ باس ضروری است. از دیدگاه نظری، تابع هدف تخصیص بار اقتصادی:

$$C(P) = \sum_{i=1}^{N_g} (a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i) \quad (8)$$

هنگامی که با ضرایب تلفات B و محدودیت های نابرابری تقویت شود، منطقه قابل قبول غیر محدب با گرادیان های ناپیوسته در مرزهای ژنراتور و حداقل های محلی ناشی از تعاملات تلفات ایجاد می کند [۴]. روش های کلاسیک مانند تکرار لامبدا بر فرض محدبیت و پیوستگی مشتق پذیری تکیه دارند تا نرخ هزینه افزایشی را به صورت تکراری تنظیم کنند و

$$\frac{\partial C_i}{\partial P_i} + \lambda \frac{\partial L}{\partial P_i} = \lambda \quad (9)$$

را در بهینه برآورده سازند. اما در تنظیمات غیر محدب، این روش ها به بهینه های محلی همگرا می شوند یا در برآورده سازی دقیق محدودیت ها ناکام می مانند، همان گونه که در تخصیص نامناسب ۹۰۰ مگاوات به ژنراتور ۱ در راه حل مرسوم مشاهده شد.

در مقابل، الگوریتم ژنتیک به عنوان جستجوی تصادفی مبتنی بر جمعیت عمل

خطای تعادل
تساویان -
۱۳
مگاوات

محدودیت تعادل توان به طور کامل برآورده شده (خطای ۰/۰۰ مگاوات) و تمامی خروجی ها با محدودیت های ژنراتور (۵۰ تا ۱۰۰۰ مگاوات) سازگار هستند. همگرایی سریع الگوریتم و نقض محدودیت پایین، کارایی آن در مدیریت مسئله غیرخطی تخصیص بار اقتصادی را برجسته می سازد.

در مقابل، روش مرسوم تکرار لامبدا رویکرد کلاسیک از دهه ۱۹۶۰ کل هزینه سوخت تخمینی ۵۴'۵۰۰ دلار در ساعت را تولید می کند که تقریباً ۴/۸ درصد بالاتر از راه حل الگوریتم ژنتیک است. این روش نرخ هزینه افزایشی را به صورت تکراری برای برآورده سازی تعادل توان تنظیم می کند اما در توابع هزینه غیرخطی سیستم ۳۹ باس با مشکل مواجه می شود و منجر به تخصیص توان نامناسب می گردد. برای مثال، روش مرسوم ۹۰۰ مگاوات به ژنراتور ۱ اختصاص می دهد و از ضرایب هزینه مطلوب آن استفاده کامل نمی برد، در حالی که الگوریتم ژنتیک ۹۵۸/۱۳ مگاوات را تخصیص می دهد و کارایی هزینه را بهینه می کند. به همین ترتیب، توزیع یکنواخت تر در روش مرسوم (مانند ۶۰۰ مگاوات برای ژنراتور پنجم ژنراتور ششم) در اولویت بندی ژنراتورهای با هزینه حاشیه ای پایین تر ناکام می ماند و کل هزینه را افزایش می دهد.

برای ارزیابی اثر اقتصادی راه حل تخصیص بار اقتصادی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک، هزینه های سوخت به افق های روزانه، ماهانه و سالانه تعمیم داده شده اند، با فرض عملیات مداوم در خروجی های توان بهینه شده. محاسبات ما فرض تقاضای بار ثابت ۶۱۵۰ مگاوات و ضرایب هزینه تغییرناپذیر را در بر می گیرد که ساده سازی شرایط واقعی است که در آن پروفایل های بار متغیر هستند. باین حال، صرفه جویی قابل توجه:

- روزانه: ۶۰'۶۵۸/۰۸ دلار
- ماهانه: ۱'۸۱۹'۷۴۲/۴۰ دلار
- سالانه: ۲۲'۱۴۰'۱۹۹/۲۰ دلار

برتری اقتصادی رویکرد الگوریتم ژنتیک را — به ویژه در سیستم های در مقیاس بزرگ که در دوره های طولانی عمل می کنند — برجسته می سازد. مقایسه بین الگوریتم ژنتیک و روش مرسوم تکرار لامبدا چندین نقطه قوت رویکرد هوشمند را آشکار می سازد:

کارایی هزینه: کاهش ۴/۸ درصدی هزینه ساعتی به صرفه جویی قابل توجه در افق های روزانه (۶۰'۶۵۸/۰۸ دلار)، ماهانه (۱'۸۱۹'۷۴۲/۴۰ دلار) و سالانه (۲۲'۱۴۰'۱۹۹/۲۰ دلار) تبدیل می شود و الگوریتم ژنتیک را برای شرکت های برق در بازارهای تنظیم زدایی شده که بهینه سازی هزینه حیاتی است، بسیار جذاب می سازد.

▪ بهینه سازی: جستجوی مبتنی بر جمعیت الگوریتم ژنتیک به طور مؤثر فضای راه حل غیرخطی را پیمایش می کند و از بهینه های محلی که روش های مبتنی بر گرادیان مانند تکرار لامبدا که بر فرضیات هزینه محدب تکیه دارند را به دام می اندازند، اجتناب می ورزد.

▪ مدیریت محدودیت: الگوریتم ژنتیک برآورده سازی دقیق

می شوند و واریانس در مسیرهای زاویه روتور را کاهش داده و کارایی آموزش شبکه عصبی مصنوعی را افزایش می دهد. این هم افزایی هم بهینه سازی — که در آن الگوریتم ژنتیک نه تنها هزینه را کمینه می کند بلکه حالت سیستم را برای پیش بینی پذیری پایداری پیش شرط می کند پیشرفتی نظریاً مستند نسبت به رویکردهای جداگانه است.

بنابراین همگرایی الگوریتم ژنتیک در تخصیص بار اقتصادی غیرمحدب نه صرفاً تجربی، بلکه از طریق رشد شما، تسلط محدودیت و دینامیک جمعیت مارکووی نظریاً توجیه پذیر است. این پایه تضمین می کند که کاهش ۴/۸ درصدی هزینه مصنوعی ناشی از تنظیم پارامتر نیست، بلکه نتیجه ساختاری توانایی الگوریتم ژنتیک در جمع آوری بلوک های سازنده جهانی بهینه در چشم انداز برانندگی ناهموار است قابلیت که روش های کلاسیک محدود به اطلاعات گرادین محلی از آن بی بهره اند.

۴-۲- نتایج و مقایسه با روش های مرسوم

بهینه سازی الگوریتم ژنتیک برای سیستم ۳۹ باس با تقاضای بار کل ۶۱۵۰ مگاوات اجرا شد و پس از سه نسل با حداکثر نقض محدودیت ۰/۰۰۰۳۶۹ همگرا گردید. نتایج در جدول ۲ ارائه شده است، همراه با مقایسه با یک روش مرسوم تخصیص بار اقتصادی (تکرار لامبدا) که در نرم افزار دیگسایلنت پاورفکتوری با استفاده از مدل از پیش ساخته شده سیستم ۳۹ باس پیاده سازی شده است. الگوریتم ژنتیک به کل هزینه سوخت ۵۱'۹۷۲/۵۸ دلار در ساعت دست می یابد، با خروجی های توان بهینه از ۳۷۰/۶۵ مگاوات (ژنراتور نهم) تا ۹۵۸/۱۳ مگاوات (ژنراتور اول). محدودیت تعادل توان به طور کامل برآورده شده (خطای ۰/۰۰ مگاوات) و تمامی خروجی ها با محدودیت های ژنراتور (۵۰ تا ۱۰۰۰ مگاوات) سازگار هستند.

جدول ۲. مقایسه نتایج تخصیص بار اقتصادی برای سیستم ۳۹ باس

(تقاضای بار: ۶۱۵۰ مگاوات)		
ردیف	ژنراتور	توان خروجی با الگوریتم ژنتیک
توان خروجی با روش تکرار لامبدا		
۱	اول	۹۵۸,۱۳
۲	دوم	۷۹۷,۵۴
۳	سوم	۷۴۰,۷۷
۴	چهارم	۶۳۲,۳۹
۵	پنجم	۶۱۷,۴۹
۶	ششم	۵۸۶,۵۵
۷	هفتم	۵۴۹,۹۸
۸	هشتم	۴۹۶,۶۰
۹	نهم	۳۷۰,۶۵
۱۰	دهم	۴۰۰
۱۱	کل توان خروجی - مگاوات	۶۱۵۰
۱۲	کل هزینه سوخت	۵۱'۹۷۲/۵۸
		۵۴'۵۰۰,۰۰

یا مرکز اینرسی ارزیابی می شود. سیستم در صورتی پایدار در نظر گرفته می شود که حداکثر انحراف زاویه روتور $\Delta\delta_{max}$ زیر آستانه بحرانی (مانند ۹۰ درجه) باقی بماند و در غیر این صورت ناپایدار است. حاشیه پایداری، که به عنوان تفاوت بین آستانه بحرانی و $\Delta\delta_{max}$ تعریف می شود و نزدیکی سیستم به مرز پایداری را کمی سازی می کند:

$$Margin = 90 - \Delta\delta_{max} \quad (11)$$

حاشیه مثبت نشان دهنده پایداری و حاشیه منفی نشان دهنده ناپایداری است و قدر آن شدت وضعیت را نشان می دهد. رویکرد شبکه عصبی مصنوعی با هدف پیش بینی پایداری (پایدار/ناپایدار) و برآورد حاشیه پایداری بر اساس حالات سیستم شامل زوایای روتور برای ۱۰ ژنراتور و ولتاژها در باس های کلیدی است. ویژگی های ورودی پاسخ پویای سیستم به اختلالات را ثبت می کنند، در حالی که خروجی طبقه بندی دودویی پایداری (۱ برای پایدار، ۰ برای ناپایدار) ارائه می دهد. مجموعه داده، استخراج شده از سناریوهای شبیه سازی شده، شامل ۲۰۰ نمونه است که هر یک دارای ۲۰ ویژگی (۱۰ زاویه روتور و ۱۰ ولتاژ باس) و برچسب های پایداری مربوطه هستند.

۵-۱- پیاده سازی شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یک شبکه پیش خور است که در متلب با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی پیاده سازی شده و برای نگاشت حالات سیستم به نتایج پایداری طراحی گردیده است. معماری به صورت زیر پیکربندی شده است:

• لایه ورودی:

۲۰ نورون متناظر با ۲۰ ویژگی ورودی (۱۰ زاویه روتور و ۱۰ ولتاژ باس)، نرمال شده به بازه [۰, ۱] برای بهبود کارایی آموزش.

• لایه های مخفی:

لایه مخفی اول: ۱۰ نورون با تابع فعال سازی لگاریتم-سیگموئید که تبدیل های ویژگی غیرخطی را ممکن می سازد.

لایه مخفی دوم: ۵ نورون با تابع فعال سازی لگاریتم-سیگموئید که بازنمایی های آموخته شده را بیشتر پالایش می کند.

• لایه خروجی:

۱ نورون با تابع فعال سازی خطی که خروجی پیوسته در [۰, ۱] تولید می کند و برای طبقه بندی به ۰ (ناپایدار) یا ۱ (پایدار) گرد می شود.

• الگوریتم آموزش:

پس انتشار لئونبرگ-مارکوارت (trainlm)، به دلیل همگرایی سریع در شبکه های کوچک تا متوسط انتخاب شده است.

• پارامترهای آموزش:

اپوک ها: ۸، که از تحلیل قبلی برای همگرایی در این نقطه و اجتناب از بیش برازش تعیین شده است.

نرخ یادگیری: ۰/۰۱، که تعادل بین سرعت همگرایی و پایداری را برقرار می کند.

محدودیت تعادل توان (خطای ۰/۰۰ مگاوات) را از طریق توابع جریمه تضمین می کند و از روش های مرسوم که ممکن است نیاز به پس پردازش برای اصلاح نقض های جزئی داشته باشند، برتری دارد.

▪ سازگاری: انعطاف پذیری الگوریتم ژنتیک در مدیریت توابع هزینه غیرخطی و محدودیت های پیچیده، آن را برای دربرگیری عوامل اضافی مانند تلفات انتقال یا اثرات نقطه سوپاپ مناسب می سازد، برخلاف روش های کلاسیک که در چنین پیچیدگی هایی با مشکل مواجه می شوند.

بالین حال، پیچیدگی محاسباتی الگوریتم ژنتیک ناشی از اندازه جمعیت ۱۰۰ و تا ۲۰۰ نسل زمان اجرای بالاتر نسبت به روش تکرار لامبدا را به دنبال دارد که از نظر محاسباتی سبک تر اما کمتر دقیق است. در سیستم ۳۹ باس، این تعویض توجیه پذیر است، زیرا صرفه جویی قابل توجه هزینه بر بار محاسباتی غلبه می کند، به ویژه در برنامه ریزی راهبردی و عملیات بلندمدت.

۵- تحلیل پایداری گذرای با شبکه عصبی مصنوعی

تحلیل پایداری گذرای جنبه های حیاتی از عملیات سیستم قدرت است که تضمین می کند سیستم پس از اختلالات قابل توجه مانند خطاها یا تغییرات ناگهانی بار، هم زمانی خود را حفظ نماید. شبکه های عصبی مصنوعی رویکردی قدرتمند برای تحلیل پایداری پویای سیستم های قدرت ارائه می دهند. همان گونه که در [۱۸] ارائه شده، معماری های مختلف شبکه عصبی مصنوعی برای تشخیص توپولوژی شبکه انتقال و ارزیابی پایداری سیستم بر اساس بردار حالت کامل سیستم به کار گرفته می شوند. یک شبکه عصبی چندلایه، بر اساس رژیم عملیاتی سیستم (توپولوژی و سطح بار) فعال می شود و تغییرات در مقادیر ویژه غالب را برای ارزیابی پایداری ردیابی می کند. علاوه بر این، یک بردار حالت کاهش یافته که از طریق استخراج ویژگی با استفاده از شبکه عصبی خودسازمان ده به دست آمده، برای تحلیل پایداری به کار می رود. این یافته ها کارایی شبکه های عصبی مصنوعی در ارائه ارزیابی های پایداری دقیق و تطبیقی را نشان می دهند. در این مطالعه، استفاده از شبکه های عصبی عمیق برای تحلیل پایداری پویا، کاربرد الگوریتم های ژنتیک برای تخصیص بار اقتصادی را تکمیل می کند و به طور جمعی قابلیت اطمینان و عملکرد اقتصادی سیستم را ارتقا می دهد.

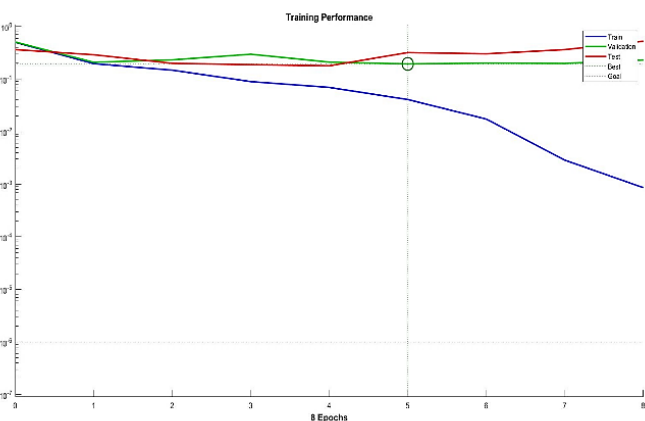
در سیستم ۳۹ باس که شامل ۱۰ ژنراتور سنکرون، ۳۹ باس، ۴۶ خط انتقال و بار کل ۶۱۵۰ مگاوات است، ارزیابی پایداری گذرای به دلیل دینامیک های غیرخطی سیستم و ابعاد بالای آن پیچیده است. این بخش کاربرد شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی پایداری گذرای و محاسبه حاشیه های پایداری در سیستم ۳۹ باس را ارائه می دهد و مقایسه ای دقیق با روش های مرسوم برای ارزیابی دقت، کارایی محاسباتی و قابلیت کاربردی عملی آن انجام می دهد. تحلیل پایداری گذرای تعیین می کند آیا سیستم قدرت پس از اختلال هم زمانی خود را حفظ می کند یا خیر، که معمولاً با پایش انحرافات زاویه روتور ژنراتورها نسبت به مرجع

به صورت هم زمان استخراج می شوند و هم راستایی کامل در ۲۰ ویژگی ورودی را تضمین می کنند. در مقابل، استقرارهای واقعی واحد اندازه گیری فازور از تأخیرهای ارتباطی (معمولاً ۲۰-۱۰۰ میلی ثانیه)، از دست رفتن بسته و رانش ساعت جی پی اس رنج می برند که منجر به ناهم راستایی زمانی بین اندازه گیری ها از پست های جغرافیایی پراکنده می گردد [۲۹]. چنین ناهم زمانی می تواند بردار ویژگی ورودی به شبکه عصبی مصنوعی را به ویژه در نوسان اول بحرانی (۱-۰ ثانیه پس از خطا) که انحرافات زاویه روتور به سرعت تکامل می یابند — مخدوش کند. برای کاهش این، خط لوله پیش پردازش داده شامل تصحیح زمان بندی از طریق پروتکل IEEE C37.118 و درون یابی با اسپلاین های مکعبی یا فیلتر کالمن پیش از استنتاج شبکه عصبی مصنوعی ضروری است [۳۰]. اگرچه این تصحیح ها بار محاسباتی ناچیز (>۵ میلی ثانیه) ایجاد می کنند، باید در برابر توزیع آموزش اعتبارسنجی شوند تا از تخریب دقت ناشی از تغییر حوزه اجتناب گردد.

مسئله حیاتی دیگر، تشخیص نویز اندازه گیری و داده بد است. داده های شبیه سازی شده در دیگ سایلنت ذاتاً مدل های مبدل ایده آل با نویز حسگر ناچیز را بازتاب می دهند، در حالی که واحدهای اندازه گیری فازور میدانی در معرض نویز گاوسی (۶۰-۸۰ دسی بل SNR)، اعوجاج هارمونیک از الکترونیک قدرت و گاه داده بد ناشی از اشباع CT/VT یا نفوذ سایبری هستند [۳۱]. شبکه عصبی مصنوعی که بر داده های تمیز آموزش دیده، به چنین اختلالاتی به ویژه در سناریوهای نزدیک به مرز که حداکثر انحراف زاویه روتور $\Delta\delta_{max}$ حول آستانه ۹۰ درجه معلق است حساسیت نشان می دهد. یک برآورد زاویه روتور نویزی می تواند پیش بینی پایداری را از پایدار به ناپایدار تغییر دهد. استحکام از طریق آموزش مقابله ای با تقویت مجموعه داده اصلی ۲۰۰ نمونه با تزریق نویز مصنوعی (مانند $2\pm$ درصد بر زوایا، $0.5\pm$ درصد بر ولتاژها) یا با استقرار خودرمزگذار نویزدایی پیش از شبکه عصبی مصنوعی که حالات سیستم تمیز را از جریان های واحد اندازه گیری فازور فاسد بازسازی می کند، افزایش می یابد [۳۲]. این استراتژی ها با روند روبه رشد شبکه های عصبی ترکیبی آگاه از فیزیک هم راستا هستند و شبکه عصبی مصنوعی را تحت عدم قطعیت عملیاتی قابل اطمینان می سازند.

تغییرات توپولوژی و تعمیم پذیری مدل چالش یکپارچه سازی دیگری ایجاد می کنند. مدل سیستم ۳۹ باس استفاده شده برای آموزش، پیکربندی شبکه ثابت (۴۶ خط، ۱۲ ترانسفورماتور) را فرض می کند. در شبکه های واقعی، نگهداری برنامه ریزی شده، خروج های اجباری یا یکپارچه سازی تجدیدپذیرها اغلب توپولوژی را تغییر می دهند و ماتریس ادمیتانس را اصلاح کرده و در نتیجه دینامیک های پس از خطا را دگرگون می سازند. شبکه عصبی مصنوعی آموزش دیده بر توپولوژی ثابت در مواجهه با پیکربندی های نادیده خطر طبقه بندی نادرست دارد. یک راه حل در یادگیری انتقالی نهفته است: انجماد لایه های پایین (استخراج کننده ویژگی) و تنظیم دقیق لایه خروجی با مجموعه کوچکی از شبیه سازی ها از توپولوژی های تغییر یافته [۳۳]. به طور جایگزین، دربرگیری ورودی های آگاه از گراف مانند پرچم های وضعیت خط یا شاخص های اتصال نودال به عنوان ویژگی های کمکی می تواند سازگاری توپولوژیکی را بدون بازآموزی هسته شبکه افزایش دهد.

هدف خطا: 1×10^{-6} که دقت بالای پیش بینی ها را تضمین می کند. تقسیم داده: ۷۰ درصد آموزش، ۱۵ درصد اعتبارسنجی، ۱۵ درصد آزمون، با تقسیم کلی ۸۰ درصد آموزش و ۲۰ درصد آزمون در ۲۰۰ نمونه. شبکه عصبی مصنوعی بر روی ۱۶۰ نمونه (۸۰ درصد مجموعه داده) آموزش دید و ۴۰ نمونه باقی مانده برای آزمون رزرو شد، همان گونه که در شکل ۳ مشاهده می شود. داده های ورودی شامل زوایای روتور (شبیه سازی شده با سناریوهای پایدار در $30^\circ \pm$ و ناپایدار در $60^\circ \pm$ و ولتاژ باس ها (۰/۹ تا ۱/۱ واحد پریونیت) نرمال شده اند تا مقیاس بندی یکنواخت تضمین شود. فرآیند آموزش به سرعت همگرا شد و خطای اعتبارسنجی تا اپوک ۸ پایدار گردید که یادگیری استوار بدون بیش برآزش را نشان می دهد. عملکرد با میانگین مربعات خطا (MSE) ارزیابی شد و نمودار عملکرد آموزش خطاهای پایین در مجموعه های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون را تأیید کرد.



شکل ۳. عملکرد آموزش شبکه عصبی مصنوعی

۵-۲- چالش های یکپارچه سازی با داده های واحد اندازه گیری فازور در شبکه های واقعی: پل زنی بین شبیه سازی و استقرار میدانی

در حالی که شبکه عصبی مصنوعی توسعه یافته در این مطالعه دقت ۹۲ درصد در پیش بینی پایداری گذرای با استفاده از زوایای روتور و ولتاژ باس های شبیه سازی شده از دیگ سایلنت پاورفکتوری به دست می آورد، گذار این چارچوب به شبکه های قدرت واقعی نیازمند یکپارچه سازی بی وقفه با واحدهای اندازه گیری فازور سنگ بنای سیستم های پایش منطقه وسیع نوین است [۹]. واحدهای اندازه گیری فازور اندازه گیری های هم زمان و با وضوح بالای فازورهای ولتاژ، جریان و فرکانس را با نرخ تا ۶۰ نمونه در ثانیه فراهم می کنند و جریان داده ای غنی فراتر از عکس های گسسته استفاده شده در شبیه سازی های آفلاین ارائه می دهند [۲۸]. با این حال، این گذار چالش های مهندسی و الگوریتمی قابل توجهی ایجاد می کند که باید برای حفظ وفاداری پیش بینی شبکه عصبی مصنوعی و قابلیت کاربردی لحظه ای آن رفع شوند. چالش اصلی، هم زمانی داده و تأخیر است. در محیط شبیه سازی سیستم ۳۹ باس، زوایای روتور و ولتاژ باس ها در گام های زمانی یکنواخت پس از اختلال

ستون ها کلاس های پیش بینی شده را نشان می دهند:

- مثبت های واقعی (پایدار، پیش بینی شده پایدار): ۲۵
- منفی های واقعی (ناپایدار، پیش بینی شده ناپایدار): ۱۲
- مثبت های جعلی (ناپایدار، پیش بینی شده پایدار): ۲
- منفی های جعلی (پایدار، پیش بینی شده ناپایدار): ۱

حاشیه نسبت به ۹۰ درجه معیار کمی پایداری ارائه می دهد. برای سناریوهای پایدار، حاشیه ها از ۰/۴۳ تا ۵۹/۳۳ درجه متغیر هستند که استحکام را نشان می دهند، در حالی که سناریوهای ناپایدار حاشیه های منفی (مانند -۷۵/۰۷ در سناریو ۷) نشان می دهند که شدت ناپایداری را بازتاب می دهند.

جدول ۳. تحلیل پایداری گذرا و حاشیه برای سناریوهای آزمون

سناریو	پایداری پیش بینی شده	حداکثر زاویه روتور (درجه)	حاشیه تا ۹۰ درجه	پایداری واقعی
۱	پایدار	۳۷,۷۷	۵۲,۳۳	پایدار
۲	پایدار	۴۸,۲۷	۴۱,۷۳	پایدار
۳	پایدار	۱۰۱,۶۳	-۱۱,۶۳	ناپایدار
۴	ناپایدار	۱۰۵,۸۳	-۱۵,۸۳	ناپایدار
۵	پایدار	۶۳,۶۳	۲۶,۳۷	پایدار
۶	ناپایدار	۳۸,۵۸	۵۱,۴۲	پایدار
۷	ناپایدار	۱۶۵,۰۷	-۷۵,۰۷	ناپایدار
۸	پایدار	۶۰,۱۸	۲۹,۸۲	پایدار
۹	پایدار	۵۱,۴۷	۳۸,۵۳	پایدار
...	...	...	...	...
۳۹	پایدار	۸۹,۵۷	۰,۴۳	پایدار
۴۰	پایدار	۸۸,۹۹	۱,۰۱	پایدار

شبکه عصبی مصنوعی توسعه یافته برای تحلیل پایداری گذرا سیستم ۳۹ باس، با معماری پیش خور شامل ۲۰ نورون ورودی، دو لایه مخفی (۱۰ و ۵ نورون با فعال سازی لگاریتم-سیگموئید) و یک نورون خروجی با فعال سازی خطی، مزایای قابل توجهی نسبت به روش های مرسوم نشان می دهد، همان گونه که عملکرد آن در ۴۰ سناریوی آزمون اثبات می کند. شبکه عصبی مصنوعی دقت آزمون ۹۲ درصد به دست آورد و ۳۷ از ۴۰ سناریو را به درستی طبقه بندی کرد، با حاشیه های پایداری محاسبه شده به عنوان تفاوت بین حداکثر انحراف زاویه روتور $\Delta\delta_{max}$ و آستانه ۹۰ درجه، از -۷۵/۰۷ تا ۵۹/۳۳ درجه متغیر بودند. تحلیل پایداری گذرای مرسوم، که معمولاً با شبیه سازی های حوزه زمانی در ابزارهایی مانند دیگ سایلنت پاور فکتوری انجام می شود، شامل حل معادلات دیفرانسیل-جبری برای مدل سازی پاسخ سیستم به اختلالاتی مانند خطاهای سه فاز یا تغییرات بار است، این معادلات را در ۵-۱۰ ثانیه یکپارچه می کند تا زوایای روتور و ولتاژ باس ها را محاسبه کرده و پایداری را با مقایسه $\Delta\delta_{max}$ با آستانه ۹۰ درجه ارزیابی نماید. بر اساس عملکرد معمول در سیستم های مشابه، روش مرسوم دقت تقریبی ۸۵ درصد به دست می آورد و خطاها از ساده سازی ها در مدل های ژنراتور یا تحمل های یکپارچه سازی عددی ناشی می شوند. دقت ۹۲ درصدی شبکه عصبی مصنوعی از این فراتر می رود، به ویژه در ثبت دینامیک های پیچیده و غیر خطی، همان گونه که در سناریوهایی با

در نهایت، امنیت سایبری-فیزیکی به عنوان چالشی غیر فنی اما حیاتی برای مأموریت ظهور می کند. داده های واحد اندازه گیری فازور که از طریق زیر ساخت ارتباطی عمومی منتقل می شوند، در برابر حملات تزریق داده جعلی که اندازه گیری های فازور را برای پنهان سازی ناپایداری یا ایجاد هشدارهای جعلی دستکاری می کنند، آسیب پذیر هستند [۳۴]. یک بردار ورودی دستکاری شده می تواند شبکه عصبی مصنوعی را به پیش بینی پایداری در حین شکست آشناری واقعی سوق دهد. مکانیزم های دفاعی شامل احراز هویت داده مبتنی بر زنجیره بلوکی، تشخیص ناهنجاری از طریق خود رمز گذارها یا رأی گیری مجموعه شبکه عصبی مصنوعی در جریان های واحد اندازه گیری فازور اضافی است. این اقدامات حفاظتی باید در معماری سیستم مدیریت انرژی جاسازی شوند تا یکپارچگی چارچوب الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی مصنوعی در محیط های مقابله ای حفظ گردد.

با وجود این چالش ها، یکپارچه سازی شبکه عصبی مصنوعی پیشنهادی با زیر ساخت واحد اندازه گیری فازور پتانسیل تحول آفرین برای پایش پایداری گذرای لحظه ای ارائه می دهد. پس از استقرار، شبکه می تواند داده های واحد اندازه گیری فازور را هر ۱۰۰ میلی ثانیه پردازش کند و حاشیه های پایداری را به صورت لحظه ای تولید نماید که اقدامات اصلاحی پیش بینانه مانند باز تخصیص تولید (از طریق تخصیص از پیش بهینه شده الگوریتم ژنتیک) یا ریزش بار کنترل شده را مدت ها پیش از همگرایی شبیه سازی های حوزه زمانی مرسوم ممکن می سازد. این پارادایم بسته حلقه و داده محور با چشم انداز شبکه های هوشمند خود ترمیم هم راستا است که در آن بهینه بودن اقتصادی و امنیت پویا به صورت مشترک با اندازه گیری های میدانی هم زمان اعمال می شوند.

در حالی که شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر شبیه سازی اثبات مفهوم استواری ارائه می دهد، استقرار واقعی آن به رفع موانع هم زمانی، نویز، توپولوژی و امنیت از طریق شرط بندی داده اصولی، یادگیری تطبیقی و پروتکل های ارتباطی امن وابسته است. پرداختن به این چالش های یکپارچه سازی، چارچوب الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی مصنوعی را از ابزار آزمایشگاهی به جزء قابل استقرار در سیستم های مدیریت انرژی نسل بعدی ارتقا خواهد داد و هم کارایی هزینه و هم قابلیت اطمینان گذرای را در سیستم های قدرت عملیاتی تضمین می کند.

۵-۳- نتایج شبیه سازی

شبکه عصبی مصنوعی بر روی ۴۰ سناریوی نادیده آزمون شد و پایداری و حاشیه های پایداری را بر اساس حداکثر انحراف زاویه روتور پیش بینی کرد. نتایج در جدول ۳ خلاصه شده اند و سناریوهای انتخابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و تحلیل حاشیه پایداری را برجسته می کنند.

شبکه عصبی مصنوعی دقت ۹۲ درصد در مجموعه آزمون به دست آورد و ۳۷ از ۴۰ سناریو را به درستی طبقه بندی کرد. خطاها در سناریوهایی با $\Delta\delta_{max}$ نزدیک به آستانه ۹۰ درجه (مانند سناریوهای ۳، ۶، ۱۱) رخ داد که شبکه عصبی مصنوعی به دلیل نزدیکی به مرز پایداری طبقه بندی نادرست انجام داد. در ماتریس درهم ریختگی که سطرها کلاس های واقعی (پایدار، ناپایدار) و

۶- نتیجه گیری

این مطالعه چارچوبی یکپارچه مبتنی بر تکنیک های هوشمند برای بهینه سازی تخصیص بار اقتصادی و پیش بینی پایداری گذرای در سیستم قدرت ۳۹ باس ارائه می دهد؛ الگوریتم ژنتیک کل هزینه سوخت را به ۵۱'۹۷۲/۵۸ دلار در ساعت کاهش داد (۴/۸ درصد کمتر از روش تکرار لامبدا) با تخصیص بهینه خروجی های ژنراتور از ۳۷۰/۶۵ تا ۹۵۸/۱۳ مگاوات و برآورده سازی دقیق محدودیت تعادل توان (خطای ۰/۱۰۰ مگاوات) و ظرفیت ژنراتور، که منجر به صرفه جویی سالانه ۲۳'۱۴۰'۱۹۹/۲۰ دلار می شود؛ شبکه عصبی مصنوعی با معماری پیش خور (۲۰-۱۰-۵) دقت ۹۲ درصد در پیش بینی پایداری گذرا در ۴۰ سناریو به دست آورد و حاشیه های پایداری را از ۷۵/۰۷- تا ۵۹/۳۳ درجه محاسبه کرد، درحالی که زمان پیش بینی را از ثانیه به میلی ثانیه کاهش داد؛ ترکیب تخصیص بار اقتصادی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک با پیش بینی پایداری مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی، یک حلقه عملیاتی بسته ایجاد می کند که در آن نقاط عملیاتی بهینه شده اقتصادی به عنوان پیش فرض برای ارزیابی پایداری عمل می کنند و این رویکرد دودفعه، کارایی هزینه و قابلیت اطمینان سیستم را به طور همزمان ارتقا می دهد و با نیازهای شبکه های هوشمند و بازارهای تنظیم زدایی شده هم راستا است؛ مزایای کلی شامل بهینه سازی جهانی و مدیریت محدودیت توسط الگوریتم ژنتیک که از بهینه های محلی اجتناب می ورزد و محدودیت های غیرخطی را با دقت بالا مدیریت می کند، پیش بینی سریع و دقیق پایداری توسط شبکه عصبی مصنوعی که تحلیل های پویا را از شبیه سازی های زمان بر به پیش بینی های لحظه ای تبدیل می کند، مقیاس پذیری و سازگاری چارچوب پیشنهادی برای سیستم های بزرگ تر و شرایط عملیاتی متغیر، و کاهش هزینه و افزایش قابلیت اطمینان که عملکرد سیستم را در بلندمدت بهبود می بخشد؛ با وجود عملکرد قوی، این مطالعه بر تقاضای بار ثابت و توپولوژی شبکه ثابت تمرکز دارد و تغییرات بار پویا، نفوذ منابع تجدیدپذیر و تغییرات توپولوژی می توانند چالش های اضافی ایجاد کنند، بنابراین کارهای آینده می تواند شامل توسعه الگوریتم های ترکیبی (مانند الگوریتم ژنتیک-بهینه سازی ازدحام ذرات) برای بهبود همگرایی و مدیریت اهداف چندگانه، یکپارچه سازی با داده های واحد اندازه گیری فازور واقعی برای پایش لحظه ای در شبکه های عملیاتی، افزودن اهداف پایداری زیست محیطی (مانند کاهش انتشار کربن) به چارچوب بهینه سازی، و کاوش یادگیری عمیق پیشرفته (مانند شبکه های کانولوشنی یا حافظه کوتاه مدت بلندمدت) برای پیش بینی دقیق تر پایداری در شرایط پیچیده باشد؛ در نتیجه، این پژوهش پیشرفتی معنادار در مدیریت سیستم های قدرت با استفاده از هوش محاسباتی ارائه می دهد و چارچوب الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی مصنوعی پیشنهادی نه تنها کارایی اقتصادی و قابلیت اطمینان عملیاتی را در سیستم ۳۹ باس ارتقا می دهد، بلکه پایه ای محکم برای کاربردهای آینده در شبکه های هوشمند و سیستم های انرژی پایدار فراهم می آورد و این رویکرد، با ترکیب بهینه سازی جهانی و پیش بینی هوشمند، گامی کلیدی به سوی زیرساخت های انرژی تاب آور و مقرون به صرفه به شمار می رود.

زوایای روتور دور از مرز پایداری (مانند سناریو ۷ با $\Delta\delta_{max} = 165.07^\circ$ به درستی به عنوان ناپایدار با حاشیه ۷۵/۰۷- درجه پیش بینی شد) مشاهده می شود. ماتریس درهم ریختگی برای شبکه عصبی مصنوعی که در معادله ۹ نشان داده شده، عملکرد استوار را نشان می دهد با ۲۵ مثبت واقعی (سناریوهای پایدار به درستی پیش بینی شده به عنوان پایدار)، ۱۲ منفی واقعی (سناریوهای ناپایدار به درستی پیش بینی شده به عنوان ناپایدار) از نظر محاسباتی، شبکه عصبی مصنوعی برتری چشمگیری ارائه می دهد؛ درحالی که آموزش حدود ۱۰-۲۰ ثانیه برای ۸ اپوک نیاز داشت، پیش بینی های پس از آموزش تقریباً لحظه ای (میلی ثانیه در هر سناریو) هستند و پایش پایداری لحظه ای را ممکن می سازند. در مقابل، شبیه سازی های مرسوم ۵-۱۰ ثانیه در هر سناریو نیاز دارند و برای ۴۰ سناریو در مجموع ۲۰۰-۴۰۰ ثانیه، که برای کاربردهای بزرگ مقیاس یا لحظه ای غیرعملی است. توانایی تمیم پذیری شبکه عصبی مصنوعی از داده های آموزشی شامل ۱۶۰ نمونه زوایای روتور ولتاژ باس ها (۰/۹ تا ۱/۱ واحد پریونیت) آن را قادر می سازد تا از وابستگی روش مرسوم به مدل های سیستم دقیق — که اگر پارامترهایی مانند ثابت های اینرسی نادقیق باشند خطا ایجاد می کنند — فراتر رود. تحلیل حاشیه پایداری کاربرد شبکه عصبی مصنوعی را بیشتر تأکید می کند، با حاشیه های مثبت (مانند ۵۹/۳۳ درجه در سناریو ۳۲) که پایداری استوار را نشان می دهند و حاشیه های منفی (مانند ۲۵/۲۶- درجه در سناریو ۳۶) شدت ناپایداری را کمی سازی می کنند، سازگار با محاسبات حاشیه مرسوم اما به طور کارآمدتر استخراج شده. خطاهای شبکه عصبی مصنوعی نزدیک به استاندارد ۹۰ درجه (مانند سناریوهای ۳، ۱۱، ۲۹) پیشنهاد می کنند که داده های آموزشی اضافی یا معماری های پالایش شده می توانند دقت را به بیش از ۹۵ درصد با داده های واقعی دیگر سایلنت ثبت کننده سناریوهای خطای واقعی ارتقا دهند. روش مرسوم، درحالی که برای تحلیل پویای دقیق قابل اطمینان است، در مقیاس پذیری و سرعت با مشکل مواجه است، به ویژه در شبکه های نوین با اختلالات مکرر. همگرایی سریع شبکه عصبی مصنوعی، اعتبارسنجی شده با خطاهای اعتبارسنجی پایین تا اپوک ۸، و توانایی آن در مدیریت روابط غیرخطی بین زوایای روتور، ولتاژها و نتایج پایداری، آن را به انتخابی برتر برای کاربردهای لحظه ای تبدیل می کند. بهبودهای آینده می تواند شامل گذار به شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر رگرسیون برای پیش بینی مستقیم $\Delta\delta_{max}$ دربرگیری ویژگی های اضافی مانند انحرافات فرکانس یا جریان های توان فعال، یا اتخاذ رویکردهای ترکیبی که پیش بینی های شبکه عصبی مصنوعی را با شبیه سازی های مرسوم برای سناریوهای بحرانی نزدیک به مرز پایداری ترکیب کنند، باشد. یکپارچه سازی این شبکه عصبی مصنوعی با مدل های تخصیص بار اقتصادی که پیش تر هزینه سوخت را ۴/۸ درصد (۲۲/۱۴ میلیون دلار سالانه) کاهش داده اند، می تواند بهینه سازی همزمان هزینه و پایداری را ممکن سازد و نیازهای سیستم های قدرت تنظیم زدایی شده را برآورده نماید. این پیشرفت ها نقش شبکه عصبی مصنوعی را در ارتقای قابلیت اطمینان و کارایی سیستم های قدرت در مقیاس بزرگ مانند شبکه ۳۹ باس بیشتر تثبیت خواهند کرد.

۷- منابع

- "Development of PMU-Based Transient Stability Detection Methods Using CNN-LSTM Considering Time Series Data Measurement," *Energies . Power Syst.*, Vol. 15, no. 21, p. 8241, Nov 2022.
- [23] Xuezhao Wang, et al, "Fast Critical Clearing Time Calculation for Power Systems with Synchronous and Asynchronous Generation," March 2025.
- [24] Stavros Adam., et al. Macready, "No Free Lunch Theorem: A Review," May 2019.
- [25] H. Mühlenbein and D. Schlierkamp-Voosen, "Predictive models for the breeder genetic algorithm I. Continuous parameter optimization," *Evol. Comput.*, vol. 1, no. 1, pp. 25–49, 1993.
- [26] Carleton Coffrin & Line Roald. "Convex Relaxations in Power System Optimization: A Brief Introduction," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 34, no. 3, pp. 2221–2231, May 2019.
- [27] A. G. Phadke and J. S. Thorp, *Synchronized Phasor Measurements and Their Applications*, 2nd ed. Springer, 2017.
- [28] K. E. Martin., et al, "Synchrophasor Measurements Under the IEEE Standard C37.118.1-2011 With Amendment C37.118.1a," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 30, no. 3, pp. 1314–1322, Jun. 2015.
- [29] Luigi Vanfretti & Joe H. Chow, "Real-time synchrophasor data interpolation and cleansing for wide-area monitoring," Conference: 17th Power Systems Computation Conference (PSCC), Stockholm, Sweden, 2011.
- [30] H. M. Khalid and J. C.-H. Peng, "Immunity toward data-injection attacks in smart grids with variable measurement sampling rates," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 11, no. 2, pp. 1205–1216, Mar. 2020.
- [31] Y. Liu, Y. Sun, and P. Zhang, "Transient Stability Assessment Using Deep Transfer Learning," *IEEE Access*, . PP(99):1-1 2023.
- [32] Y. Liu, P. Ning, and M. K. Reiter, "False data injection attacks against state estimation in electric power grids," *ACM Trans. Inf. Syst. Secur.*, vol. 14, no. 1, pp. 1–33, Jun. 2011.
- [1] Bills, G W. "On-line stability analysis study, RP 90-1." , Oct. 1970..
- [2] M. A. Pai, *Energy Function Analysis for Power System Stability*, Kluwer Academic Publishers, 1989.
- [3] A. J. Wood and B. F. Wollenberg, *Power Generation, Operation, and Control*, Wiley, 1984.
- [4] C. E. Fosha and O. I. Elgerd, "The megawatt-frequency control problem: A new approach via optimal control theory," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-89, no. 4, 1970.
- [5] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, 1975.
- [6] Kavita Borana, "Genetic Algorithms And Its Application To Economic Load Dispatch," *AIP Conf. Proc.* 1324, 239–243, 2010.
- [7] Mamdouh El Haj Assad, Mohammad Alhuyi Nazari, Mehdi A. Ehyaei and Marc A. Rosen, "Design and Performance Optimization of Renewable Energy System," January 2021
- [8] Mehdi A. Ehyaei, Mojtaba Tahani, Pouria Ahmadi, Mohammad Esfandiari, "Optimization of fog inlet air cooling system for combined cycle power plants using genetic algorithm," *Applied Thermal Engineering*, Volume 76, , Pages 449-461, 5 February 2015.
- [9] P. Kundur, *Power System Stability and Control*, McGraw-Hill, 1994.
- [10] P. M. Anderson and A. A. Fouad, *Power System Control and Stability*, IEEE Press, 1977.
- [11] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning representations by back-propagating errors," *Nature*, vol. 323, 1986.
- [12] Tayo Badrudeen, Nnamdi Nwulu, Saheed Lekan GbadamosiSaheed, "Neural Network Based Approach for Steady-State Stability Assessment of Power Systems," *Sustainability* 15(2):1667, January 2023.
- [13] Utkarsh Pandey, Anshumaan Pathak, Adesh Kumar and Surajit Mondal, "Applications of artificial intelligence in power system operation, control and planning: a review," *Clean Energy*, 2023
- [14] Vijay Kumar, Jagdev Singh, Yaduvir Singh and Sanjay Sood, "Optimal Economic Load Dispatch Using Genetic Algorithms," *International Journal of Electrical, Electronic and Communication Sciences*, ISSN: 2517-9438, Vol:9, No:4, 2015.
- [15] Milena Ramos, "Neural Networks to Transient Stability Analysis of Electrical Power Systems" *Proceedings of the V Brazilian Conference on Neural Networks*, 2016.
- [16] J. Machowski, J. W. Bialek, and J. R. Bumby, *Power System Dynamics: Stability and Control*, Wiley, 2008.
- [17] Bishnu Sahu, Avipsa Lall, Soumya Das and T. Manoj Kumar Patra, "Economic Load Dispatch in Power System using Genetic Algorithm," *International Journal of Computer Applications* 67(7):17-22, April 2013.
- [18] Dragan Kukolj, Dragan A. Popovic, "Fast dynamic stability analysis of a power system using artificial neural networks," *European Transactions on Electrical Power*, May 2007
- [19] U. Pandey, A. Pathak, A. Kumar, and S. Mondal, "Applications of artificial intelligence in power system operation, control and planning: a review," *Clean Energy*, vol. 7, no. 4, pp. 729–743, 2023.
- [20] Mikail Purlu & Belgin Emre Turkay, "Dynamic Economic Dispatch with Valve Point Effect by Using GA and PSO Algorithm," Conference: 2018 6th International Conference on Control Engineering & Information Technology (CEIT), 2018.
- [21] Ying-Yi Hong and Hao Zeng, "Decentralized Multi-Area Economic Dispatch in Power Systems Using the Consensus Algorithm," *Energies* 2024,17, 3609.
- [22] Izzuddin Fathin Azhar, Lesnanto Multa Putranto, Roni Imawan,