



Computational Intelligence in Electrical Engineering
Vol. 13, No. 2, 2022
Research Paper

Online Voltage Stability Margin Assessment Using Optimized Adaptive ANFIS and Wavelet Transform Based on Principal Component Analysis

Amin Ghaghishpour¹, Amangaldi Koochaki^{2*}, Masoud Radmehr³

¹ Department of Electrical Engineering, Aliabad Katoul Branch, Islamic Azad University, Aliabad Katoul, Iran

² Department of Electrical Engineering, Aliabad Katoul Branch, Islamic Azad University, Aliabad Katoul, Iran

³ Department of Electrical Engineering, Aliabad Katoul Branch, Islamic Azad University, Aliabad Katoul, Iran

Abstract:

This paper presents an intelligent method for online voltage stability margin (VSM) assessment using optimized adaptive ANFIS. Harris Hawks Optimization Algorithm (HHOA) is used to train the ANFIS and conventional wavelet transform (WT) is also applied as a feature extraction technique on the network voltage profile. The network voltage profile is used as the main data to estimate VSM because it contains the necessary information about the network structure, load levels, production pattern, and control system performance in the network. Using wavelet transform technique with high resolution, the necessary features for entering the ANFIS block are extracted, but due to the variety and multiplicity of these features, especially for large networks, the Principal Component Analysis (PCA) method is used to select the appropriate features and remove additional data. The characteristic of this hybrid algorithm is that it can be used both in dynamic and static conditions of the network. Finally, the proposed VSM estimation algorithm is applied to the 39-bus and 118-bus IEEE test systems, and its results are evaluated. The comparison of the results with other VSM methods shows that the proposed algorithm is effective for large power grids.

Keywords: Online Voltage Stability assessment, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, Harris hawks Optimization Algorithm, Wavelet Transform Based on Principal Component Analysis.



This is an open access article under the CC BY-NC-ND/4.0/ License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).



<http://dx.doi.org/10.22108/ISEE.2021.126151.1428>

مقاله پژوهشی

تخمین آنلاین حد پایداری ولتاژ به کمک سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی بهینه شده

و تبدیل موجک مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی

امین قاقیش پور^۱، امانگلدی کوچکی^{۲*}، مسعود رادمهر^۳

۱- دانشجوی دکترا، گروه مهندسی برق - واحد علی آبادکتول - دانشگاه آزاد اسلامی - علی آباد کتول - ایران

aminghaghishpour@gmail.com

۲- استادیار، گروه مهندسی برق - واحد علی آبادکتول - دانشگاه آزاد اسلامی - علی آباد کتول - ایران

koochaki@aliabadiu.ac.ir

۳- استادیار، گروه مهندسی برق - واحد علی آبادکتول - دانشگاه آزاد اسلامی - علی آباد کتول - ایران

m_radmehr@aliabadiu.ac.ir

چکیده: در این مقاله، یک روش هوشمند به منظور تخمین آنلاین حد پایداری ولتاژ (VSM) براساس سیستم فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS) بهینه شده ارائه شده است. الگوریتم بهینه سازی شاهین هریس (HHOA) به عنوان الگوریتم آموزش ANFIS استفاده شده است و روش مرسوم تبدیل موجک نیز به عنوان تکنیک استخراج ویژگی روی پروفیل ولتاژ شبکه اعمال خواهد شد. مشخصه های بارگذاری سیستم به عنوان ویژگی های اولیه به منظور تخمین VSM به کار می روند؛ به دلیل اینکه حاوی اطلاعات لازم درباره ساختار شبکه، سطوح بار، الگوی تولید و عملکرد سیستم کنترلی در شبکه است. به کمک تکنیک تبدیل موجک با قدرت تفکیک بالا (MRWT)، ویژگی های لازم برای ورود به بلوک ANFIS استخراج می شوند؛ اما به دلیل تنوع و تعدد این ویژگی ها به خصوص در شبکه های بزرگ، روش تحلیل مؤلفه اساسی (PCA) با هدف انتخاب ویژگی های غالب به کار خواهد رفت که بیشترین تأثیر را بر پایداری شبکه دارند. ویژگی این الگوریتم ترکیبی این است که می توان از آن، هم در شرایط دینامیکی و هم در شرایط استاتیکی شبکه استفاده کرد. در نهایت، الگوریتم پیشنهادی روی سیستم های تست ۳۹ و ۱۱۸ باس IEEE، پیاده سازی و نتایج آن ارزیابی شده است. مقایسه نتایج با مدل های مشابه تخمین VSM، نشان دهنده اثربخشی مدل پیشنهادی برای شبکه های قدرت بزرگ است.

واژه های کلیدی: تخمین آنلاین حد پایداری ولتاژ، سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی، الگوریتم بهینه سازی شاهین

هریس، تبدیل موجک مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی

۱- مقدمه

شبکه قدرت نزدیک به حد پایداری خود فعالیت می کنند؛ به همین دلیل، کوچک ترین نوسان یا بروز خطای کوچکی در سیستم، سبب بروز ناپایداری می شود و خسارات اقتصادی ناشی از قطعی برق و عدم پاسخگویی بار را به دنبال دارد [۱]. با توجه به اینکه سیستم های قدرت کنونی دارای دینامیک های زیادی اند و در معرض عدم قطعیت های متعدد ناشی از تغییرات لحظه ای بار، تغییر شرایط آب و هوایی و بروز خطاهای ناگهانی اند، تخمین حد پایداری ولتاژ به صورت آنلاین کاری دشوار است و از دقت کافی

با گسترش بازارهای برق تجدید ساختار یافته و نیز با پیاده سازی بازارهای برق رقابتی، سیستم های تولیدی در

^۱ تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۹/۰۹/۰۲

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۱۱/۲۸

نام نویسنده مسئول: امانگلدی کوچکی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - علی آباد کتول - دانشگاه آزاد اسلامی - واحد علی آباد کتول - گروه مهندسی برق

فروپاشی ولتاژ به دست می‌آید. برای محاسبه این شاخص نیز به داده‌های اندازه‌گیری حاصل از PMUها نیاز است. ارزیابی حد پایداری مبتنی بر داده‌های واحدهای اندازه‌گیری فازور (PMUs) در [۱۱]-[۱۳] نیز بررسی شده است. روش پایش لحظه‌ای پایداری ولتاژ به صورت کوتاه‌مدت براساس الگوریتم کاربرد ترکیبی داده و مدل در [۱۴] پیشنهاد شده است. همچنین، یک شاخص دو بُعدی به منظور ارزیابی حد پایداری ولتاژ کوتاه‌مدت معرفی شده است. این روش مستلزم این است که مدل سیستم، مدل مشخصی باشد و به داده‌های زیادی برای پیاده‌سازی نیاز دارد.

روش‌های تحلیلی نوینی به منظور ارزیابی حد پایداری ولتاژ در مقالات ارائه شده‌اند؛ برای مثال، در [۱۵] از روش ارزیابی مبتنی بر طبقه‌بندی سری‌های زمانی Shapelet استفاده شده است. در [۱۶] به منظور پایش آنلاین ناپایداری ولتاژ در شبکه قدرت از روش ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر الگوریتم ژنتیک (GA-SVM) بهره گرفته شده است. ارزیابی آنلاین پایداری ولتاژ براساس روش تعبیه هولو مورفیک (HEM) در [۱۷] پیشنهاد شده که یک روش تحلیلی بر مبنای منحنی P-V در هر باس بار سیستم و ارزیابی حد پایداری ولتاژ در هر باس با در نظر گرفتن تغییرات بار است. دسته‌ای از روش‌های تحلیلی که بر مبنای شبکه‌های عصبی (NN) [۱۸]-[۲۱] پیاده‌سازی می‌شوند، به منظور ارزیابی آنلاین حد پایداری ولتاژ در سیستم‌های قدرت ارائه شده‌اند. شبکه‌های عصبی از نظر پیاده‌سازی ساده‌اند؛ اما ارائه مدلی دقیق برای تعیین ساختار و پارامترهای آن نظیر تعداد لایه‌های میانی، تعداد نرون‌ها یا نرخ یادگیری، دشوار است [۲۲-۲۵]؛ بنابراین، ارائه روشی کارآمد که هم از نظیر پیاده‌سازی به خصوص برای شبکه‌های بزرگ، ساده باشد و هم از دقت کافی برخوردار باشد، اهمیت زیادی دارد. به این منظور، در برخی از مطالعات، از الگوریتم‌های تکاملی برای آموزش شبکه‌های عصبی بهره گرفته شده و به این ترتیب، عملکرد شبکه عصبی بهینه‌سازی شده است [۲۶] و [۲۷].

در این مطالعه، از الگوریتم بهینه‌سازی شاهین هریس (HHOA) به منظور آموزش سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS^۱) استفاده شده است. الگوریتم شاهین

برخوردار نیست [۲]؛ بنابراین، لزوم ارزیابی حد پایداری ولتاژ در سیستم‌های قدرت کنونی به صورت آنلاین، محققان را بر آن داشت تا روش‌های نوینی را به این منظور ارائه دهند [۳].

در [۴] ارزیابی و پایش آنلاین پایداری ولتاژ براساس تکنیک یادگیری ویژگی نظارت^۱ نشده ارائه شده است. این روش که نوعی روش داده‌کاوی مبتنی بر تکنیک یادگیری احتمالی است، ویژگی‌های پنهان را در مجموعه داده‌های سیستم براساس توزیع احتمالی، مرتب و ویژگی‌های مناسب را از میان آنها انتخاب می‌کند. یک روش مبتنی بر داده‌کاوی دیگر با عنوان مدل جنگل تصادفی بهبودیافته و آنلاین (EORF) در [۵] پیشنهاد شده است. مرجع [۶] کنترل و پیش‌بینی حد پایداری ولتاژ را در شبکه قدرت براساس روش مرسوم آنالیز حساسیت پیشنهاد کرده است. همچنین، شاخصی جدید با عنوان حد پایداری ولتاژ مبتنی بر تونن (TVSM)، معرفی و آنالیز حساسیت روی آن اجرا شده است. مطالعه مشابهی نیز در [۷] انجام شده که در آن، از روش مبتنی بر آنالیز حساسیت به منظور انتخاب مناسب‌ترین سیگنال‌های کنترلی پیشگیرانه در مقابل ناپایداری ولتاژ سیستم استفاده شده است. پایش آنلاین حد پایداری ولتاژ بر مبنای نتایج واحد اندازه‌گیری فازور (PMU) در [۸] ارائه شده است. شاخص پایداری ولتاژ جدید بر مبنای الگوریتم‌های پراکندگی در این مرجع ارائه شده است که به کمک داده‌های حاصل از پردازنده‌های تعبیه‌شده در هر باس، به صورت آنلاین محاسبه می‌شود. پیاده‌سازی این روش برای سیستم‌های بزرگ با تعداد باس‌های زیاد دشوار است و بار محاسباتی سنگینی را به سیستم تحمیل می‌کند. ارزیابی آنلاین پایداری ولتاژ با استفاده از الگوریتم نیوتن - اصلاح‌کننده^۲ در [۹] پیشنهاد شده است. در این روش، فواصل فروپاشی ولتاژ به صورت لحظه‌ای نسبت به نقطه فروپاشی حالت مینا و براساس داده‌های ورودی حاصل از تجهیزات اندازه‌گیری، به روزرسانی می‌شوند. این روش نیز به تجهیزات اندازه‌گیری متعدد و حجم داده بالایی نیاز دارد.

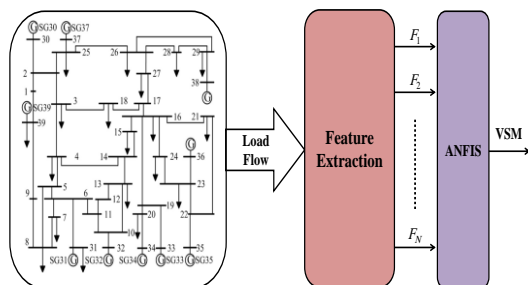
یک شاخص جدید پایداری ولتاژ به صورت آنلاین براساس معادله ولتاژ خطوط انتقال در [۱۰] پیشنهاد شده است. این شاخص بر مبنای حساسیت ولتاژ به توان در نقطه

که در کاربردهای مربوط به پیش‌بینی و تخمین شاخص‌ها، نسبت به ANFIS از دقت بسیار پایین‌تری برخوردارند [۳۷].

ادامه مقاله به صورت زیر تقسیم‌بندی می‌شود. در بخش ۲، سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی، الگوریتم بهینه‌سازی شاهین هریس و تکنیک استخراج ویژگی تبدیل موجک مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی توضیح داده می‌شود. همچنین، در ادامه این بخش، ساختار مدل پیشنهادی برای تخمین آنلاین حد پایداری ولتاژ تشریح می‌شود. نتایج پیاده‌سازی مدل پیشنهادی روی سیستم‌های ۳۹ و ۱۱۸ باس IEEE و مقایسه نتایج در بخش ۳ انجام شده‌اند و در نهایت، در بخش ۴، جمع‌بندی و نتیجه‌گیری ارائه شده است.

۲- مدل پیشنهادی

مدل کلی سیستم تخمین آنلاین حد پایداری ولتاژ به کمک ANFIS در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل (۱): سیستم تخمین آنلاین حد پایداری ولتاژ مبتنی بر ANFIS

در شکل (۱)، ساختار سیستم متشکل از سه بلوک اصلی است: بلوک اول، ساختار سیستم قدرت مطالعه شده را نشان می‌دهد. بلوک دوم، مربوط به پیاده‌سازی روش استخراج ویژگی است که از داده‌های پخش بار سیستم به عنوان ورودی استفاده می‌کند و بلوک سوم نیز تخمین‌گر مبتنی بر ANFIS است که براساس ویژگی‌های انتخابی در بلوک دوم، حد پایداری ولتاژ را تخمین می‌زند. در این مقاله، به منظور آموزش ANFIS از روش بهینه‌سازی شاهین هریس استفاده شده و در بلوک دوم نیز از روش تبدیل موجک مبتنی بر PCA به منظور استخراج و انتخاب ویژگی‌ها بهره‌برداری شده است.

هریس، یکی از جدیدترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی است که عملکرد مؤثر آن در حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده و غیرخطی به اثبات رسیده است [۲۸]. تبدیل موجک مبتنی بر تحلیل مؤلفه‌های اساسی نیز روشی مؤثر به منظور استخراج ویژگی و تشخیص خطا در کاربردهای مختلف است [۲۹]-[۳۲]. از تبدیل موجک مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی (PCA) به عنوان روش استخراج و کاهش ویژگی در این مقاله بهره‌برداری شده است.

نوآوری‌های مقاله به صورت زیر خلاصه می‌شوند:

- در [۳۳]، عملکرد الگوریتم HHOA برای آموزش ANFIS به همراه تکنیک قوانین انجمنی (AR) به عنوان روش استخراج ویژگی بررسی شده است. روش AR یک روش تکراری است [۳۴] و با افزایش اندازه سیستم و تعداد ویژگی‌ها، پیاده‌سازی آن، دشوار و زمان‌بر خواهد شد؛ بنابراین، ترکیب الگوریتم ANFIS-HHOA+MRWT-PCA در این مقاله به منظور تخمین حد پایداری ولتاژ استفاده خواهد شد.

- کاربرد تبدیل موجک مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی در تخمین آنلاین حد پایداری ولتاژ در [۲۰] و [۳۵] به اثبات رسیده است؛ اما در این مراجع از MRWT-PCA به منظور استخراج ویژگی از میان ویژگی‌های هم‌جنس (پروفیل ولتاژ باس‌ها) بهره گرفته شده است که هم محدودترند و هم مقایسه میزان تأثیر و در نهایت، انتخاب ویژگی‌های غالب، ساده‌تر است؛ اما در این مقاله، مشخصه‌های بارگذاری متشکل از توان‌های اکتیو و راکتیو تولیدی و مصرفی در ژنراتورها و باس بارها، به همراه دامنه ولتاژ باس‌های P-V به عنوان ویژگی‌های اولیه مدنظر بوده‌اند و از این رو، بهره‌گیری از MRWT-PCA برای استخراج ویژگی‌های غیر هم‌جنس با تعداد بیشتر، در این مقاله پیشنهاد شده است.

- در مطالعات مربوط به ارزیابی پایداری سیستم قدرت به کمک ANFIS، از شاخص حد پایداری ولتاژ (VSM) کمتر به عنوان پارامتر خروجی تخمین‌گر استفاده شده است [۳۶]. در مواردی که VSM به عنوان پارامتر خروجی انتخاب شده است، الگوهای سنتی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به عنوان تخمین‌گر به کار رفته‌اند

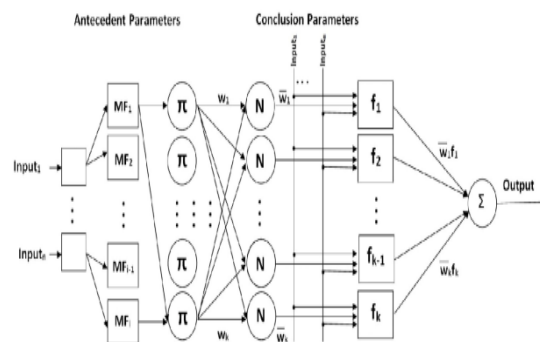
تکرار الگوریتم است. اگر $|E| \geq 1$ باشد، یعنی شاهین‌ها می‌باید نقاط دیگری را برای یافتن طعمه جستجو کنند (مرحله اکتشاف). به عبارت دیگر، مطابق با رابطه (۲)، موقعیت شاهین به‌روزرسانی می‌شود و اگر $|E| < 1$ باشد، یعنی الگوریتم وارد مرحله استخراج می‌شود. در رابطه (۲)، اگر q احتمال قرارگیری هر شاهین در موقعیت t نسبت به طعمه باشد، موقعیت بعدی هر شاهین به موقعیت سایر اعضای گروه و موقعیت طعمه بستگی خواهد داشت. به دلیل طولانی‌بودن مرحله استخراج و روابط به‌روزرسانی در این فاز، از توضیح آن صرف‌نظر شد و خوانندگان علاقه‌مند را به مرجع [۲۸] ارجاع می‌دهیم.

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{rand}(t) - r_1 |X_{rand}(t) - 2r_2 X(t)| & q \geq 0.5 \\ (X_{rabbit}(t) - X_m(t)) - r_3 (LB + r_4 (UB - LB)) & q < 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

در این رابطه، بردار موقعیت شاهین‌ها در تکرار بعدی است، $X_{rabbit}(t)$ موقعیت طعمه است، $X(t)$ موقعیت فعلی شاهین‌ها است، r_1, r_2, r_3, r_4 و q اعداد تصادفی در بازه $(0,1)$ هستند که در هر تکرار به‌روزرسانی می‌شوند، LB و UB نیز به ترتیب کران‌های پایین و بالای متغیرها هستند، $X_{rand}(t)$ یک شاهین انتخابی به‌صورت تصادفی از بردار جمعیت کنونی است و X_m نیز میانگین موقعیت شاهین‌ها در جمعیت کنونی است. شبه‌کد الگوریتم شاهین هریس در «الگوریتم ۱» ارائه شده است. در گام نخست، یک مجموعه از پاسخ‌های اولیه (جمعیت اولیه شاهین‌ها) تولید می‌شود. در گام دوم، برای هر شاهین، مقادیر E_0 و E به‌روزرسانی و سپس بسته به مقدار E ، مراحل اکتشاف یا استخراج اجرا می‌شود. این روند تا زمانی ادامه می‌یابد که شرط توقف یا حداکثر تعداد تکرار ادامه یابد. با توجه به اینکه در مدل HHOA به‌کاررفته در این مقاله، شرط حداکثر تعداد الگوریتم در نظر گرفته شده است، الگوریتم با رسیدن به $Iter_{max}$ متوقف خواهد شد و بهترین موقعیت در تکرار آخر، به‌عنوان پاسخ مسئله بهینه‌سازی در نظر گرفته می‌شود.

۲-۱- سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی

ساختار بلوک ANFIS در شکل (۲) نشان داده شده و تشریح کامل این ساختار در [۲۷] ارائه شده است. این سیستم شامل پنج لایه اصلی است و به‌صورت پیش‌فرض، از روش حداقل مربعات و پس انتشار خطا^{۱۳} برای آموزش و تنظیم پارامترهای اولیه^{۱۴} و نتیجه^{۱۵} استفاده می‌کند. با تنظیم این دو فاکتور، یک رابطه منطقی بین ورودی و خروجی سیستم با ANFIS برقرار می‌شود.



شکل (۲): ساختار ANFIS [۲۷]

۲-۲- الگوریتم بهینه‌سازی شاهین هریس

الگوریتم بهینه‌سازی شاهین هریس (HHOA) یک روش بهینه‌سازی نوین است که از رفتار شاهین هریس در طبیعت به‌منظور جستجوی غذا الهام گرفته است [۲۸]. در این الگوریتم، چندین شاهین به‌صورت هم‌زمان به یک طعمه که معمولاً خرگوش است، حمله می‌کنند تا آن را خسته و سردرگم کنند. این مرحله از الگوریتم را فاز اکتشاف می‌نامند. براساس رفتار طعمه، شاهین‌ها نوع حمله به سمت طعمه را تغییر می‌دهند تا در نهایت بر آن غلبه کنند. این مرحله نیز فاز استخراج پاسخ نام دارد. مطابق با انرژی طعمه - که در رابطه (۱) تعریف شده است - این الگوریتم بین فازهای اکتشاف و استخراج، تغییر فاز می‌دهد.

$$E = 2E_0 \left(1 - \frac{iter}{Iter_{max}} \right) \quad (1)$$

در این رابطه، E انرژی طعمه در هر تکرار است، $Iter_{max}$ شرط توقف الگوریتم است، E_0 انرژی اولیه طعمه است که در بازه $[-1,1]$ تغییر می‌کند و $iter$ نیز شمارنده

$$O.F = RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{s=1}^{NS} (VSM_{act}(s) - VSM_{est}(s))^2}{NS}} \quad (5)$$

در این رابطه، VSM_{act} و VSM_{est} به ترتیب نشان دهنده حد پایداری واقعی و حد پایداری تخمینی اند. NS نیز تعداد کل نمونه‌ها و s شماره نمونه است. الگوریتم بهینه‌سازی HHOA به گونه‌ای ANFIS را آموزش می‌دهد که تابع هدف (۵) کمینه‌سازی شود.

۲-۳- تبدیل موجک مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی

در این مقاله، از تبدیل موجک مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی به منظور استخراج و انتخاب ویژگی‌ها استفاده می‌شود. استخراج ویژگی نوعی پیش پردازش داده است که یک الگوی مشخص از داده‌ها را از شکل اصلی خود به شکل جدیدی تبدیل می‌کند که در آن، برخی از ویژگی‌ها غالب‌اند. تبدیل موجک (WT^1) یک روش مرسوم به منظور استخراج ویژگی است که مزیت اصلی آن، زمان محاسبات کم و دقت بالا در تحلیل و ساخت سیگنال اصلی از روی ویژگی‌های استخراج شده است [۲۰]. در این مقاله، تبدیل موجک چندتفکیکی ($MRWT^2$) به عنوان روش استخراج ویژگی استفاده می‌شود. این روش، یک سیگنال مشخص مانند $f(t)$ را به مؤلفه‌های دقیق^{۲۱} و تقریبی^{۲۲} با سطوح تفکیک مختلف تجزیه می‌کند که به کمک دو مجموعه تابع با عنوان تابع مقیاس‌گذاری^{۲۳} $\varphi(t)$ و تابع موجک^{۲۴} $\psi(t)$ نمایش داده می‌شود؛ بنابراین، می‌توان سیگنال $f(t)$ را به صورت یک بسط سری از توابع مقیاس‌گذاری و توابع موجک به صورت رابطه (۶) نمایش داد [۲۰].

$$f(t) = \sum_k c_0(k) \varphi(t-k) + \sum_k \sum_{j=0}^{J-1} d_j(k) 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (6)$$

در این رابطه، عبارت اول تابع مقیاس‌گذاری با تفکیک پایین را نشان می‌دهد که تقریبی از $f(t)$ است و عبارت دوم، تابع موجک با تفکیک بالا است که حاوی مؤلفه‌های دقیق $f(t)$ است. در عبارت دوم، با افزایش اندیس j ، مؤلفه‌های دقیق بیشتری با تفکیک بالا اضافه خواهند شد. روابط (۷) و

الگوریتم ۱: شبه‌کد الگوریتم بهینه‌سازی شاهین هریس

ورودی‌ها: اندازه جمعیت N و حداکثر تعداد تکرار T

خروجی‌ها: موقعیت طعمه و مقدار برازندگی آن

۱. تعیین جمعیت تصادفی $X_i (i=1,2,\dots,N)$

۲. تا زمانی که شرط توقف برآورده نشده است، مراحل زیر تکرار شوند:

تعریف X_{rabbit} به عنوان موقعیت طعمه

برای هر شاهین (X_i)، مراحل زیر تکرار شود:

به روزرسانی انرژی اولیه E_0 براساس رابطه زیر:

$$E_0 = 2 \cdot \text{rand}() - 1$$

به روزرسانی E براساس رابطه (۱)

اگر $|E| \geq 1$ باشد، مراحل زیر تکرار شود:

به روزرسانی بردار موقعیت مطابق با رابطه (۲)

اگر $|E| < 1$ اجرای مرحله استخراج [۲۸]

۳. پایان

در این مقاله، از HHOA به منظور آموزش سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (تعیین پارامترهای بهینه ANFIS) استفاده شده است. تعداد پارامترهای اولیه در ANFIS براساس رابطه (۳) محاسبه می‌شود.

$$ante_{No.} = \sum_{k=1}^K a_k \quad (3)$$

در این رابطه، K تعداد توابع عضویت است، a_k نیز پارامتر مرتبط با نوع تابع عضویت است؛ به طور مثال، اگر تابع عضویت از نوع گاوسی باشد، مقدار a_k برابر ۲ است؛ زیرا تابع عضویت گاوسی دارای دو پارامتر به نام‌های مرکز^{۱۶} (C) و پراکندگی^{۱۷} (σ) است.

تعداد پارامترهای حاصل با تعداد متغیرهای ورودی و تعداد قوانین فازی، رابطه مستقیم دارد و براساس رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$conc_{No.} = Rule_{No.} \times (T + 1) \quad (4)$$

در این رابطه، $Rule_{No.} = \prod_{i=1}^T A_i$ ، تعداد توابع

عضویت استفاده شده برای متغیر i ام و T نیز تعداد ورودی‌ها است.

جزر میانگین مربعات خطا ($RMSE^1$) متداول‌ترین معیار در مسائل مربوط به تخمین پارامتری است. رابطه (۵)، تابع هدف مسئله بهینه‌سازی را نشان می‌دهد.

الگوهای متغیری دارند و سرعت تغییرات آنها نیز بسته به نوع خطا می‌تواند زیاد باشد، در این مقاله از موجک Daubechies استفاده شده است. تعداد سطوح تجزیه موجک، به طول سیگنال اصلی و طول موجک والد بستگی دارد که براساس معیار زیر محاسبه می‌شود:

$$lev = \left\lceil \log \left(\frac{lenx}{lenw-1} \right) / \log(2) \right\rceil \quad (10)$$

در این رابطه، lev حداکثر تعداد سطوح تجزیه است، $lenx$ طول سیگنال اصلی است، $lenw$ نیز طول موجک والد است و $\lceil \cdot \rceil$ نیز علامت جزء صحیح است.

در مرحله بعد، ابعاد بردار ضرایب موجک که همان ویژگی‌های استخراج‌شده‌اند، به کمک روش تحلیل مؤلفه اساسی کاهش می‌یابد. روش PCA یک تکنیک مفید برای کاهش ابعاد بردارهای داده بزرگ با مؤلفه‌های به‌شدت همبسته است؛ بدون آنکه اطلاعات داده اصلی از بین برود. هدف اصلی در الگوی PCA، دستیابی به متغیرهای جدید با ترتیب نزولی است؛ به گونه‌ای که این متغیرهای جدید براساس اهمیت (تأثیر روی خروجی) مرتب می‌شوند. با اعمال PCA، ویژگی‌های غالب به‌صورت برداری از مؤلفه‌های غیرهمبسته به دست می‌آیند. فرض کنید داده‌های نمونه برداری شده به‌صورت بردار $\mathbf{X}_{N \times m}$ باشد، یعنی m داده مشاهده شده داریم که هر داده N مرتبه مشاهده شده است، در این صورت، ماتریس کوواریانس براساس مجموعه مشاهدات اولیه به‌صورت رابطه (۱۱) به دست می‌آید:

$$\mathbf{S} = \frac{\mathbf{X}^T \mathbf{X}}{N} \quad (11)$$

با تجزیه مقادیر ویژه ماتریس \mathbf{S} به‌صورت (۱۲)، ماتریس همبستگی ماتریس کوواریانس حاصل می‌شود.

$$\mathbf{S} = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T \quad (12)$$

که در این رابطه، \mathbf{V} و $\mathbf{\Lambda}$ به ترتیب ماتریس‌های قطری و متعامدند. تکنیک PCA در واقع ماتریس مشاهدات \mathbf{X} را به ماتریس امتیاز $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{N \times k}$ و ماتریس بارگذاری $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{m \times k}$ ^{۲۹} تقسیم می‌کند که k تعداد مؤلفه‌های باقی‌مانده است. با

(۸) به ترتیب ضریب مقیاس‌گذاری $c_j(k)$ و ضریب موجک $d_j(k)$ را در سطح تفکیک J ام نشان می‌دهند.

$$c_j(k) = \langle f(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle = \sum_m h(m-2k) c_{j+1}(m) \quad (7)$$

$$d_j(k) = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = \sum_m h_1(m-2k) c_{j+1}(m) \quad (8)$$

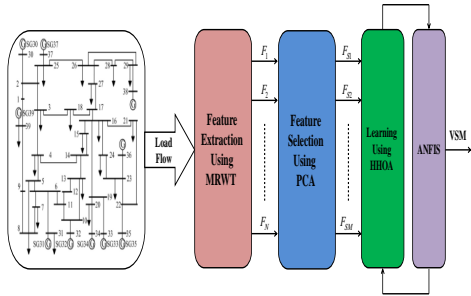
در روابط (۷) و (۸)، $h(n)$ و $h_1(n)$ به ترتیب ضرایب تابع مقیاس‌گذاری و تابع موجک‌اند؛ بنابراین، با اعمال روش MRWT، سیگنال $f(t)$ به حوزه موجک، نگاهت و به کمک مجموعه‌ای از ضرایب C_{signal} نمایش داده می‌شود که به‌صورت (۹) تعریف می‌شوند [۲۰].

$$C_{signal} = [c_0 | d_0 | d_1 | \dots | d_{J-1}] \quad (9)$$

J در (۹) بیان‌کننده تعداد کل سطوح تفکیک است. در پایان روند تجزیه، مجموعه‌ای از سیگنال‌ها حاصل خواهد شد که ترکیب همه آنها با هم، سیگنال اولیه را نتیجه می‌دهد.

در این مقاله، مشابه [۲۰]، از تکنیک MRWT برای تجزیه پارامترهای شبکه به مؤلفه‌های دقیق و تقریبی استفاده می‌شود که به‌صورت ضرایب موجک نمایش داده می‌شوند. در ادامه، این ضرایب موجک در قالب بردار ویژگی اولیه به PCA اعمال می‌شوند تا ویژگی‌های (مؤلفه‌های) اساسی، انتخاب و به ANFIS اعمال شوند. به‌منظور اعمال MRWT، می‌باید یک موجک والد ^{۲۵} از میان متداول‌ترین موجک‌های به‌کاررفته در مقالات انتخاب شود. در همین راستا موجک Daubechies-2 به‌واسطه کاربردهای گسترده در سیستم‌های قدرت انتخاب می‌شود [۳۸]. مزیت موجک Daubechies-2 در مقایسه با گزینه‌های دیگر نظیر موجک Coiflets، موجک گاوسی ^{۲۶}، موجک کلاه مکزیکی ^{۲۷}، موجک Morlet و غیره، در فشردگی موجک‌ها با بیشترین تعداد محوشدگی در یک سیگنال با عرض مشخص است. همچنین، از دیدگاه پیاده‌سازی، برای کاربردهایی که سرعت تغییرات سیگنال زیاد است و الگوهای سیگنال نیز در شرایط بروز خطا متغیرند، موجک‌های خانواده Daubechies بهترین گزینه به‌عنوان موجک والدند [۳۸]. با توجه به اینکه پارامترهای بارگذاری در سیستم قدرت در شرایط بحرانی

با افزودن بلوک انتخاب ویژگی براساس PCA و بلوک آموزش ANFIS براساس HHOA، در نهایت مدل پیشنهادی تخمین آنلاین حد پایداری ولتاژ به صورت شکل (۳) نمایش داده می شود.

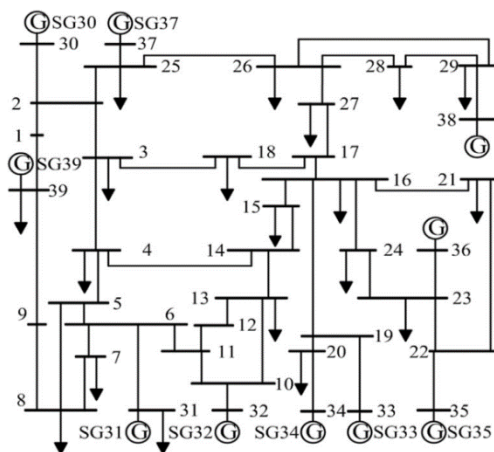


شکل (۳): مدل پیشنهادی تخمین آنلاین حد پایداری ولتاژ

۳- نتایج شبیه سازی

۳-۱- سیستم ۳۹ باس IEEE

مدل پیشنهادی شکل (۳) روی یک سیستم ۳۹ باس استاندارد IEEE اعمال می شود که در شکل (۴) نشان داده شده است. این سیستم دارای ۱۰ ژنراتور، ۲۹ باس P-Q، ۹ باس P-V، ۴۶ خط انتقال و یک باس اسلک^۳ است ($V_{bus-39} = 1$ و $\delta_{bus-39} = 0^\circ$). اطلاعات بیشتر درباره این سیستم در [۴۳] آورده شده است.



شکل (۴): سیستم ۳۹ باس استاندارد IEEE [۴۳]

در این مطالعه، فرض بر این است که کلیه اطلاعات اندازه گیری مربوط به باس های سیستم های مطالعه شده با

تجزیه ماتریس X که به صورت مجموع ماتریس های امتیاز و بارگذاری است، ماتریس حاوی مؤلفه های اساسی به صورت زیر حاصل می شود [۳۹]:

$$X^* = t_1 p_1^T + t_2 p_2^T + \dots + t_k p_k^T + E = TP^T + E \quad (13)$$

در این رابطه، بردارهای امتیازند که $t_i, i = 1, \dots, k$ ماتریس T را می سازند و T نیز همان ماتریس امتیاز است که براساس مفهوم تجزیه مقدار تکین (SVD) به دست می آید. بردارهای بارگذاری است که $p_i, i = 1, \dots, k$ ماتریس P را می سازند و همان بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس S هستند. E نیز ماتریس باقی مانده است که از نظر ابعاد با ماتریس X برابر است [۴۰]. الگوریتم های مختلفی برای محاسبه SVD معرفی شده است [۴۱] و [۴۲]. در محیط نرم افزار MATLAB دستور $svd(X)$ برای اعمال تجزیه مقدار تکین روی ماتریس X به کار می رود. همچنین، دستور $pcares(X, ndim)$ ماتریس باقی مانده E را با اعمال PCA روی ماتریس X با ابعاد ndim نتیجه می دهد. در مسئله مدنظر در این مقاله، ماتریس مشاهدات X همان بردار حاوی ضرایب دقیق و تقریبی مربوط به ویژگی های استخراج شده با MRWT است و X^* نیز بردار حاوی ویژگی های انتخابی غیرهمبسته است که با PCA انتخاب شده است؛ بنابراین، مراحل استخراج و کاهش ویژگی به صورت «الگوریتم ۲» خلاصه می شود.

الگوریتم ۲: شبکه کد مراحل استخراج و کاهش ویژگی

ورودی ها: سیگنال مشاهدات ورودی $f(t)$

MRWT:

۱. تجزیه سیگنال $f(t)$ به مؤلفه های دقیق و تقریبی مطابق رابطه (۶)
۲. محاسبه ضرایب موجک دقیق و تقریبی و تشکیل ماتریس X

PCA:

۳. محاسبه ماتریس کوواریانس X (ماتریس S) مطابق رابطه (۱۱)
۴. تشکیل ماتریس P متشکل از بردارهای ویژه ماتریس S
۵. تشکیل ماتریس T با اعمال SVD روی ماتریس X
۶. تشکیل ماتریس E
۷. محاسبه ماتریس مؤلفه های اساسی، حاوی ویژگی های انتخابی غیرهمبسته، مطابق رابطه (۱۳)

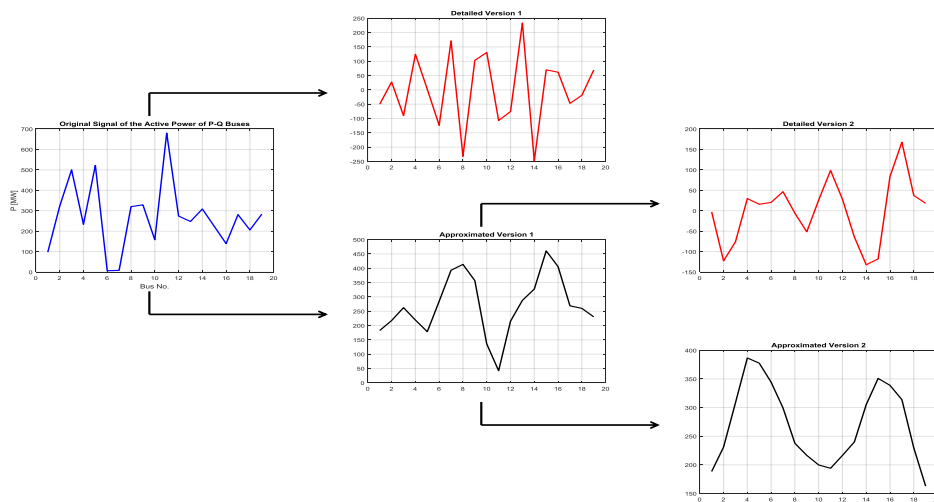
۸. پایان

۹۰ تخمین آنالین حد پایداری ولتاژ به کمک سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی بهینه‌شده و تبدیل موجک مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی

• توان راکتیو تولیدی با ۱۰ ژنراتور (۱۰ متغیر) در مجموع، ۶۷ متغیر به‌عنوان ویژگی‌های اولیه انتخاب می‌شوند. در ادامه، مقادیر این ۶۷ متغیر به‌صورت پنج سیگنال اصلی به MRWT اعمال شده تا پروسه تجزیه روی آنها صورت گیرد؛ به‌طور مثال، برای سیگنال توان اکتیو مصرفی در ۱۹ باس بار، $lenx$ برابر ۱۹ است و $lenw$ نیز برای موجک والد 2-Daubechies برابر ۴ است [۲۰]؛ بنابراین، براساس رابطه (۱۰) حداکثر تعداد سطوح تجزیه برابر ۲ خواهد شد ($j=1,2$). همچنین، مطابق روابط (۷) و (۸)، تعداد ضرایب موجک برای سطح اول ($j=1$) برابر ۱۱ و برای سطح دوم تجزیه ($j=2$) برابر ۷ خواهد شد؛ بنابراین، این سیگنال به دو نسخه دقیق و یک نسخه تقریبی تجزیه می‌شود که برای سیگنال توان اکتیو مصرفی در ۱۹ باس بار در شکل (۵) ترسیم شده است. همچنین، ضرایب موجک این سیگنال نیز در شکل (۶) مشاهده می‌شوند

واحدهای اندازه‌گیری فازور (PMUها) در دسترس است. در سیستم مطالعه‌شده، مشخصه‌های بارگذاری به‌عنوان ویژگی‌های اولیه، انتخاب و ویژگی‌های غالب به کمک تبدیل موجک مبتنی بر PCA از میان آنها انتخاب می‌شوند [۳۳]. علت انتخاب این متغیرها به‌عنوان ویژگی‌های اولیه این است که نخست، بیشتر رویدادهای فروپاشی ولتاژ در سطوح بار بالا رخ می‌دهد و دوم، ژنراتورهای سنکرون که منبع اصلی توان راکتیو در شبکه‌اند، مسئول حفظ پایداری ولتاژ در شبکه قدرت‌اند [۳۴] و [۴۴]. در [۴۵] تحلیل کیفی درباره تأثیر مشخصه‌های بار روی پایداری ولتاژ در شبکه قدرت صورت گرفته است. مشخصه بارگذاری سیستم ۳۹ باس IEEE به‌صورت زیر است:

- دامنه ولتاژ ۹ باس P-V و باس اسلگ (۱۰ متغیر)
- توان اکتیو تولیدی در ۹ باس P-V (۹ متغیر)
- توان اکتیو مصرفی در ۱۹ باس بار (۱۹ متغیر)
- توان راکتیو مصرفی در ۱۹ باس بار (۱۹ متغیر)



شکل (۵): تجزیه سیگنال توان اکتیو مصرفی در ۱۹ باس بار به دو نسخه دقیق و یک نسخه تقریبی به کمک MRWT، مربوط به سیستم

مشابه [۲۰] و [۳۳]، به منظور تولید داده‌های کافی برای آموزش ANFIS، الگوی افزایش بار در این مقاله در نظر گرفته شده است. به این منظور، توان تولیدی و توان مصرفی با گام ۰.۵٪ افزایش می‌یابد تا توان به نقطه فروپاشی برسد. برای هر الگوی افزایش بار، یک مقدار P_{max} متفاوت حاصل خواهد شد؛ بنابراین، حد پایداری و لتناژ مطابق شکل (۷)، مقداری متفاوت به دست می‌آید. برای هر نقطه کار مشخص در شکل (۷) با سطح بارگذاری P_0 و پروفیل و لتناژ مشخص، VSM براساس رابطه (۱۴) محاسبه می‌شود [۳۵].

$$VSM = P_{max} - P_0 \quad (14)$$

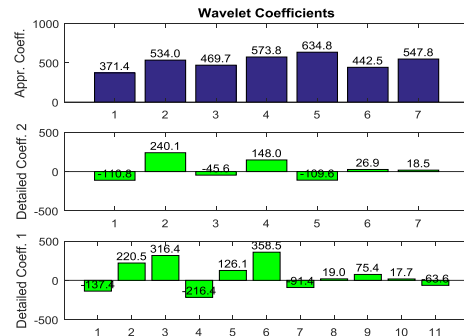
در این رابطه، P_{max} حد بارگذاری سیستم است که براساس الگوی بار مشخص می‌شود و P_0 نیز سطح بار در نقطه کار مدنظر است. هر الگوی بارگذاری با برداری مانند α_i مشخص می‌شود که ابعاد آن برابر با تعداد باس بارهایی است که مطابق با الگوی بارگذاری، در معرض افزایش بار هستند. بردار α_i مطابق رابطه (۱۵) در واقع افزایش بار در باس i را نسبت به بار کل سیستم نشان می‌دهد.

$$\alpha_i = \frac{P_{Load,i}}{\sum_{i=1}^n P_{Load,i}} \quad (15)$$

در این رابطه، $P_{Load,i}$ سطح بار در باس i است و n نیز تعداد باس بارهای سیستم است.

تغییرات بار، تغییر توپولوژی سیستم و نیز جبران توان راکتیو، فاکتورهای مختلفی‌اند که روی حد پایداری سیستم تأثیر دارند. مشابه [۲۰] و [۳۳]، در این مقاله، شرایط بحرانی زیر به منظور ارزیابی حد پایداری و لتناژ در نظر گرفته و ۱۰ نقطه بحرانی برای VSM مشخص شده‌اند.

- نقطه اولیه (شرایط نرمال)
- افزایش بار (شرایط نرمال)
- کاهش بار (در شرایط نرمال)
- تغییرات کوچک بار
- قطع خط ۱۵-۱۶
- افزایش کوچک بار
- اتصال خط ۱۵-۱۶

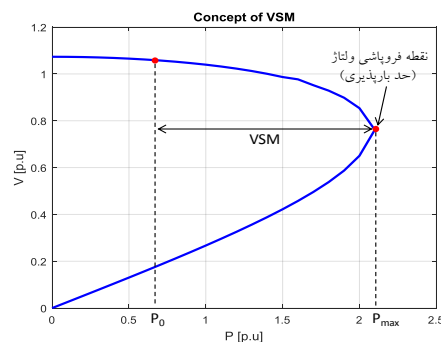


شکل (۶): ضرایب دقیق و تقریبی مربوط به سیگنال توان اکتیو مصرفی در ۱۹ باس بار، مربوط به سیستم ۳۹ باس IEEE

به همین ترتیب، ضرایب تقریبی و دقیق مربوط به پنج سیگنال ویژگی اولیه، تولید و مؤلفه‌های بردار X در نظر گرفته می‌شوند. با اعمال PCA روی بردار X تولیدشده برای هر سیگنال، ویژگی‌های غالب، انتخاب شده‌اند و در نهایت، ۱۱ ویژگی منتخب (مؤلفه اساسی) به‌عنوان ورودی به ANFIS اعمال خواهند شد. این ۱۱ ویژگی غالب عبارت‌اند از: توان‌های اکتیو باس‌های ۱، ۹ و ۱۲، توان‌های راکتیو باس‌های ۳، ۹ و ۲۴، توان اکتیو تولیدشده در باس اسلگ و باس ۳۰ و دامنه و لتناژ باس‌های ۷، ۸ و ۲۰.

۳-۱-۱- روند تولید داده آموزش

به منظور آموزش ANFIS، به تعداد کافی داده نیاز است. هر داده آموزش شامل پارامترهای بارگذاری به‌عنوان ورودی و حد پایداری و لتناژ به‌عنوان خروجی است [۳۳]. بنا به تعریف، حد پایداری و لتناژ، فاصله وضعیت فعلی سیستم (P_0) نسبت به نقطه فروپاشی سیستم (P_{max}) است که برای یک سیستم فرضی در شکل (۷) ترسیم شده است.



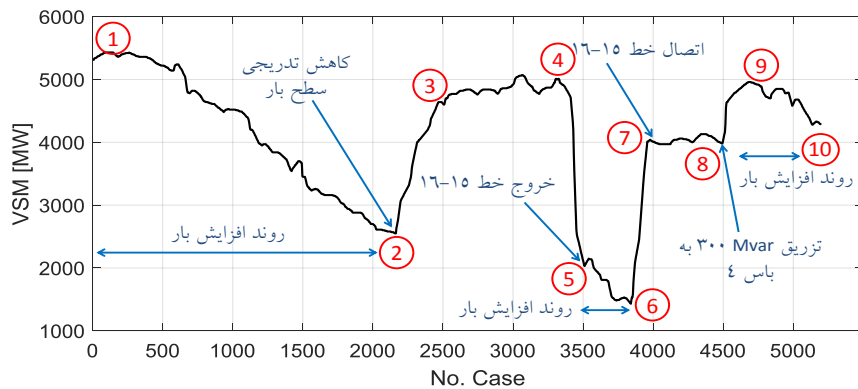
شکل (۷): مفهوم حد پایداری و لتناژ

۹۲ تخمین آنلاین حد پایداری ولتاژ به کمک سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی بهینه‌شده و تبدیل موجک مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی

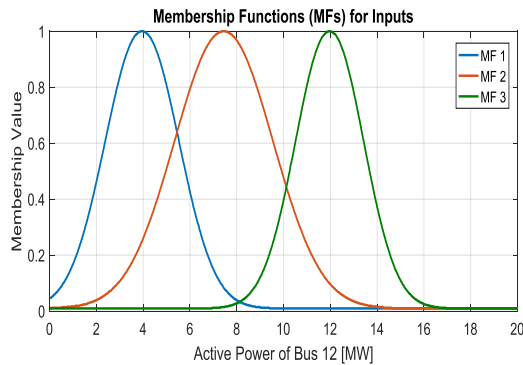
اعتبارسنجی و باقی داده‌ها برای تست استفاده می‌شود [۳۳]. در سیستم مطالعه‌شده، حد پایداری ولتاژ واقعی برای سیستم مطابق شکل (۸) خواهد بود.

در این بخش به منظور ارزیابی روش پیشنهادی تخمین آنلاین حد پایداری ولتاژ، سیستم IEEE ۳۹ باس در شرایط بحرانی مختلف، شبیه‌سازی و VSM به کمک ANFIS- کلیه تخمین زده شده است. کلیه شبیه‌سازی‌ها در محیط نرم‌افزار MATLAB R2018b در یک لپ‌تاپ Corei7 و 64 GB RAM انجام شده‌اند

- تغییرات کوچک بار
 - جبران‌سازی توان رکتیو با تزریق ۳۰۰ مگاوار در باس ۴
 - افزایش کوچک بار
- در ادامه، ۲۶ الگوی مختلف افزایش بار در نظر گرفته شده است که در بازه [7000 (MW) 12800 (MW)] با گام ۵٪ تغییر می‌کند. به این ترتیب، ۵۱۳۵ پروفیل ولتاژ و VSM متناظر با سطوح مختلف بار تولید می‌شود. ۴۰٪ این نمونه‌ها برای آموزش ANFIS استفاده می‌شود، ۱۰٪ برای



شکل (۸): پروفیل حد پایداری ولتاژ واقعی تحت شرایط بحرانی مختلف در سیستم IEEE ۳۹ باس



شکل (۹): توابع عضویت گاوسی به کاررفته برای توصیف توان اکتیو بار ۱۲، مربوط به سیستم IEEE ۳۹ باس

در این مرحله، الگوریتم HHOA و تکنیک سستی حداقل مربعات و پس انتشار خطا (LS+BP) برای آموزش ANFIS اعمال می‌شود و مقادیر تخمینی VSM به‌عنوان خروجی ANFIS به دست خواهند آمد. الگوریتم HHOA طی ۲۰۰ تکرار، اجرا می‌شود و پارامترهای آموزش ANFIS را به‌گونه‌ای تولید می‌کند که تابع هدف

به‌منظور آموزش ANFIS به کمک الگوریتم HHOA، ۵۰ شاهین در نظر گرفته شده است. سه تابع عضویت (MF) گاوسی مطابق [۳۳] برای مدل‌سازی ۱۱ ویژگی انتخابی توسط MRWT-PCA استفاده می‌شود. هر ویژگی براساس دو پارامتر مرکز^{۳۳} و عرض^{۳۴} به کمک سه تابع عضویت توصیف می‌شوند که از الگوریتم HHOA برای بهینه‌سازی این دو پارامتر استفاده خواهد شد؛ برای مثال، توابع عضویت به کاررفته برای توصیف توان اکتیو باس ۱۲ (یکی از ۱۱ ویژگی انتخابی با MRWT-PCA) در شکل (۹) ترسیم شده‌اند. همچنین، نتایج مربوط به بهینه‌سازی پارامترهای مرکز و عرض برای سه تابع عضویت مربوط به توان اکتیو باس ۱۲ طی آموزش ANFIS به کمک الگوریتم HHOA در شکل (۱۰) ترسیم شده‌اند.

از نظر مقدار نهایی RMSE و زمان اجرای الگوریتم، مقایسه‌ای میان مدل پیشنهادی در این مقاله و مدل‌های ارائه شده در [۲۰]، [۳۳]، [۳۴] و [۴۶] انجام شده که نتیجه آن در جدول (۲) آمده است. در [۲۰]، از شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر تابع پایه شعاعی (RBF-NN^{۳۷}) به منظور تخمین VSM استفاده شده و روش استخراج ویژگی در این مرجع نیز MRWT-PCA است. در [۴۶] از شبکه عصبی چندلایه پرسپترون (MLP-NN^{۳۸}) به عنوان روش تخمین و از پروسه متعامدسازی Gram-Schmidt (GSO^{۳۹}) نیز به عنوان الگوی استخراج ویژگی استفاده شده است. در [۳۴] RBF-NN به عنوان تخمین گر استفاده شده و برای آموزش شبکه عصبی نیز از الگوریتم زنبور عسل (BA^{۴۰}) بهره گرفته شده است. تکنیک قوانین انجمنی نیز به عنوان روش استخراج ویژگی به کار رفته است. درخور ذکر است نتایج ارائه شده در جدول (۲)، میانگین نتایج حاصل از ۵۰ مرتبه اجرای مستقل هر یک از الگوریتم‌ها روی سیستم ۳۹ باس IEEE است. با توجه به اینکه در مراجع فوق درباره مشخصات رایانه به کاررفته برای شبیه‌سازی و نسخه نرم افزار MATLAB صحبتی نشده، سعی شده است از یک رایانه معمولی و نسخه مرسوم از MATLAB در این مقاله استفاده شود.

همچنین، دقت الگوریتم HHOA برای آموزش ANFIS در شکل (۱۳) تأیید شده است؛ به دلیل اینکه با چندین بار اجرای الگوریتم، پاسخ نهایی تقریباً یکسان است و نیز سرعت همگرایی الگوریتم نیز در مقایسه با روش مرسوم LS+BP در شکل (۱۴) بسیار بیشتر است. مزیت استفاده از تبدیل موجک مبتنی بر PCA نیز در این است که صرف نظر از تعداد ویژگی‌ها، اندازه سیستم و نوع سیگنال ویژگی، قادر است ویژگی‌های غالب و تأثیرگذار روی حد پایداری ولتاژ را در شرایط بحرانی مختلف، استخراج کند و به این ترتیب، دقت تخمین را افزایش دهد.

(۵) یعنی RMSE کمینه‌سازی شود؛ این بدان معنی است که اختلاف حد پایداری ولتاژ تخمینی و حد پایداری ولتاژ واقعی به حداقل برسد. با توجه به اینکه سرعت همگرایی روش LS+BP در مقایسه با الگوریتم HHOA بسیار پایین است، ناگزیر تا ۵۰۰ تکرار ادامه می‌یابد تا به همگرایی برسد. شکل (۱۱)، VSM به دست آمده از مدل سنتی ANFIS-LS+BP و مدل پیشنهادی ANFIS-HHOA را نشان می‌دهد. همچنین، خطای تخمین در شکل (۱۲) برای هر دو مدل مشاهده می‌شود. خطای تخمین، اختلاف بین VSM واقعی و تخمینی است. خطای تخمین به کمک مدل پیشنهادی ANFIS-HHOA در مقایسه با خطای تخمین به دست آمده در [۲۰] به طرز چشمگیری کاهش داشته است. مقدار تابع هدف به کمک الگوریتم HHOA در شکل (۱۳) و روش سنتی LS+BP در شکل (۱۴) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود الگوریتم HHOA پس از حدود ۲۰ تا ۳۰ تکرار به مقدار نهایی $RMSE=22.35\pm 5\%$ همگرا می‌شود؛ در حالی که روش سنتی LS+BP برای همگرایی به بیش از ۴۰۰ تکرار نیاز دارد و در نهایت، به مقدار $RMSE=28.78\pm 5\%$ همگرا می‌شود. همان‌گونه که در [۳۳] نیز اثبات شده است، این سرعت و دقت همگرایی، برتری الگوریتم HHOA را در مقایسه با روش مرسوم حداقل مربعات و پساتشار خطا (LS+BP) نشان می‌دهد. برای مقایسه بهتر، در جدول (۱)، مقادیر دقیق و تخمینی VSM به کمک روش پیشنهادی برای ۱۰ شرایط بحرانی ارائه شده‌اند و مقایسه‌ای میان مقدار خطای تخمین به کمک مدل پیشنهادی و روش به کاررفته در [۲۰] انجام شده است. مقایسه نتایج به دست آمده در این جدول نشان دهنده دقت زیاد مدل پیشنهادی در تخمین VSM است. از میان ۱۰ شرایط بحرانی در سیستم قدرت، تنها در یک حالت، اندازه خطای تخمین به دست آمده به کمک مدل پیشنهادی در مقایسه با [۲۰] مقدار بیشتری است. همچنین، علت تفاوت در مقدار دقیق VSM در این مقاله با [۲۰]، تفاوت در سطح بارگذاری در مدل پخش بار تداومی (CPF^{۴۱}) است.

۳-۲- سیستم ۱۱۸ باس IEEE

حد پایداری ولتاژ استفاده شده و روش نقشه خودسازمان‌دهنده Kohonen (KSOM)^(۱) برای استخراج و انتخاب ویژگی‌ها به کار رفته است.

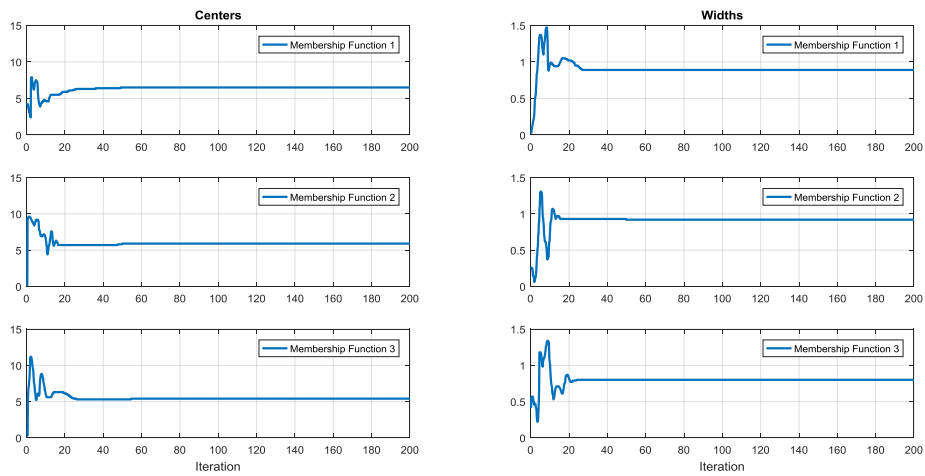
سیستم ۱۱۸ باس IEEE دارای ۱۹ ژنراتور، ۹۹ باس بار، ۵۳ باس P-V و یک باس اسلگ (باس ۶۹) است [۴۹]. مشخصه‌های بارگذاری در این سیستم که به‌عنوان ویژگی‌های اولیه انتخاب می‌شوند، به‌صورت زیرند:

- توان اکتیو باس بارها (۹۹ متغیر)
- توان راکتیو باس بارها (۹۹ متغیر)
- توان اکتیو تولیدی ژنراتورها (۱۹ متغیر)
- توان راکتیو تولیدی ژنراتورها (۱۹ متغیر)
- دامنه ولتاژ باس‌های P-V (۵۳ متغیر)

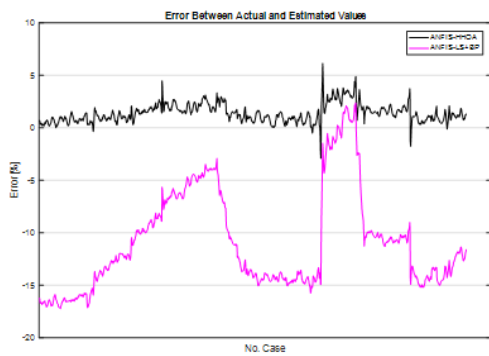
در مجموع، ۲۸۹ مشخصه بارگذاری در سیستم ۱۱۸ باس IEEE تعریف می‌شوند. این مشخصه‌ها در قالب ۵ سیگنال به بلوک MRWT اعمال می‌شوند؛ به‌طور مثال، برای سیگنال توان اکتیو باس بارها حاوی ۹۹ متغیر مطابق با رابطه (۱۰)، تعداد سطوح تجزیه برابر ۵ خواهد شد. بنابراین، سیگنال توان اکتیو باس بارها به ۵ نسخه دقیق و یک نسخه تقریبی تجزیه می‌شود. تعداد ضرایب موجک طبق روابط (۷) و (۸) برای سطح اول ۵۱، سطح دوم ۲۷، سطح سوم ۱۵، سطح چهارم ۹ و سطح پنجم ۶ خواهد بود. در نهایت، پس از استخراج ضرایب موجک مربوط به تمام سیگنال‌ها (۳۱۰ ضریب موجک)، بردار X متشکل از این ضرایب موجک به PCA، اعمال و ۲۷ مشخصه به‌عنوان مشخصه‌های غالب تعیین می‌شود. پس از آموزش ANFIS به کمک HHOA و بهینه‌سازی مقدار نهایی تابع هدف، RMSE برای ۱۰۰ الگوی بارگذاری برابر $RMSE=19.3761\pm 5$ به دست می‌آید. مقایسه نتایج عددی در جدول (۴) ارائه شده است.

به منظور اعتبارسنجی مدل پیشنهادی تخمین VSM در این مقاله (ANFIS-HHOA+MRWT-PCA)، سیستم ۱۱۸ باس IEEE در این بخش بررسی می‌شود. مدل تک‌خطی سیستم ۱۱۸ باس IEEE در شکل (۱۵) ترسیم شده است. در این سیستم به دلیل گستردگی ساختار و تنوع رخدادهای احتمالی، پیش از پیاده‌سازی الگوی تخمین VSM می‌باید تعداد و مکان بهینه PMUها مشخص شود. این مرحله، یک مسئله بهینه‌سازی ساده است که هدف آن، نصب PMUها در بهترین مکان‌های سیستم است؛ به گونه‌ای که امکان اندازه‌گیری متغیرها در تمام باس‌های سیستم فراهم باشد و در عین حال نیز هزینه سیستم حداقل شود. با توجه به اینکه این مسئله بهینه‌سازی خارج از چارچوب این مقاله است، به نتایج به‌دست‌آمده در [۴۷] استناد و فرض می‌شود کلیه اطلاعات اندازه‌گیری در سیستم مدنظر با ۳۱ PMU نصب‌شده در باس‌های سیستم در دسترس است.

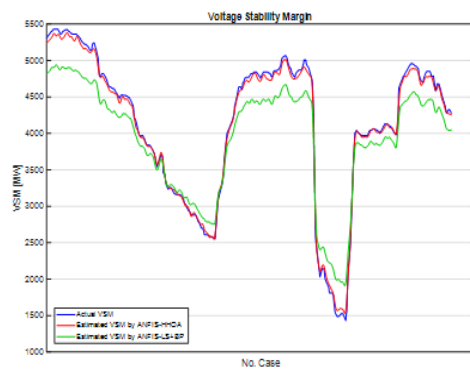
به کمک پخش بار، اطلاعات اولیه سیستم ۱۱۸ باس به دست می‌آید و با تغییر تدریجی توان‌های اکتیو و راکتیو بین ۵۰٪ تا ۱۵۰٪ مقدار مینا در باس بارهای سیستم، در مجموع ۲۵۰۰ الگوی مختلف بارگذاری برای این سیستم حاصل می‌شود که ۲۴۰۰ الگو برای آموزش ANFIS اختصاص می‌یابد و ۱۰۰ الگو برای تست عملکرد روش تخمین استفاده می‌شود [۴۸]. برای هر الگوی بارگذاری براساس رابطه (۱۴) یک مقدار VSM به دست می‌آید. مقادیر واقعی و تخمینی VSM به کمک الگوی ANFIS-HHOA+MRWT-PCA به‌ازای ۱۰ الگوی بارگذاری اول از میان ۱۰۰ الگوی مدنظر در جدول (۳) ارائه شده‌اند. همچنین، مقایسه‌ای میان نتایج ارائه‌شده در [۴۸] و نتایج به‌دست‌آمده در این مقاله در این جدول انجام شده است. شایان ذکر است در [۴۸] از روش شبکه عصبی پیش‌خور سه لایه (FFNN)^(۱) با متغیرهای ورودی فازی برای تخمین



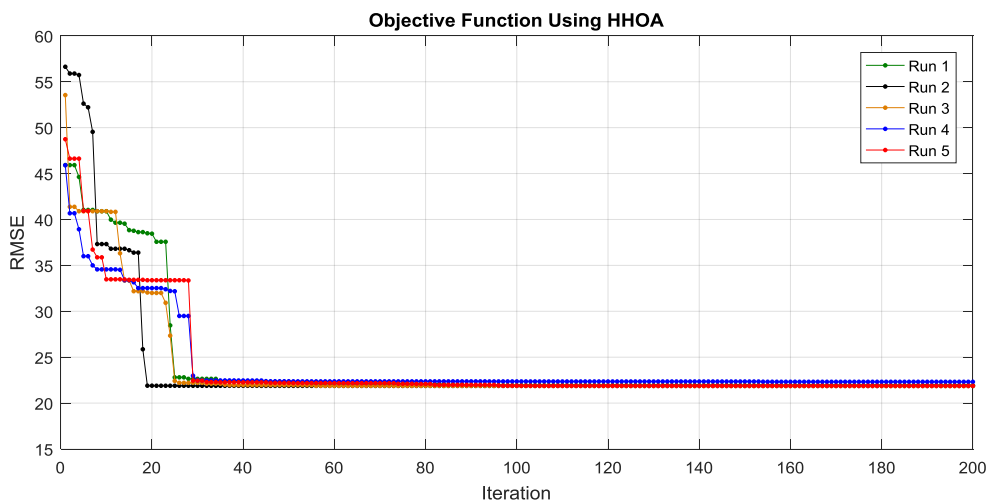
شکل (۱۰): تغییرات پارامترهای مرکز و عرض طی آموزش ANFIS به کمک HHOA. توابع عضویت مربوط به توان اکتیو باس ۱۲ هستند.



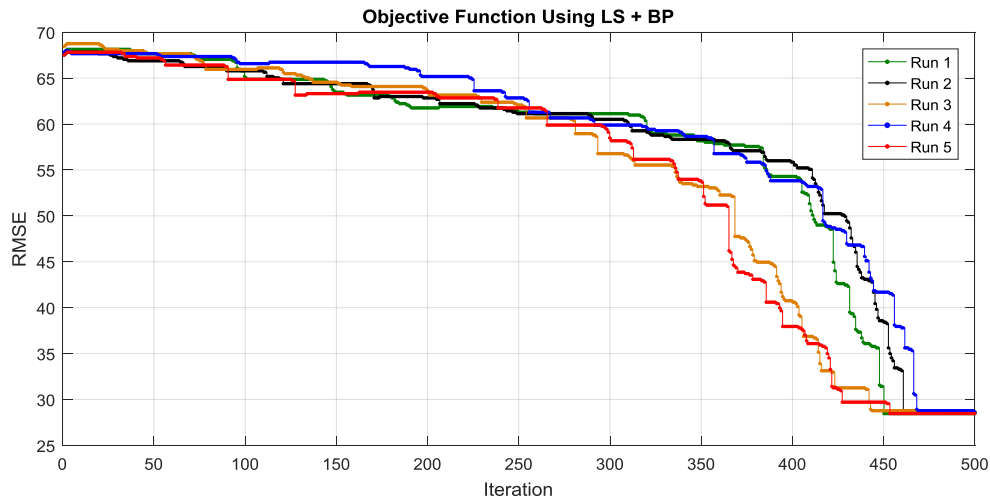
شکل (۱۲): خطای نرمالیزه شده تخمین VSM به کمک ANFIS-LS+BP و ANFIS-HHOA



شکل (۱۱): مقایسه حد پایداری واقعی و حد پایداری تخمینی به کمک ANFIS-LS+BP و ANFIS-HHOA



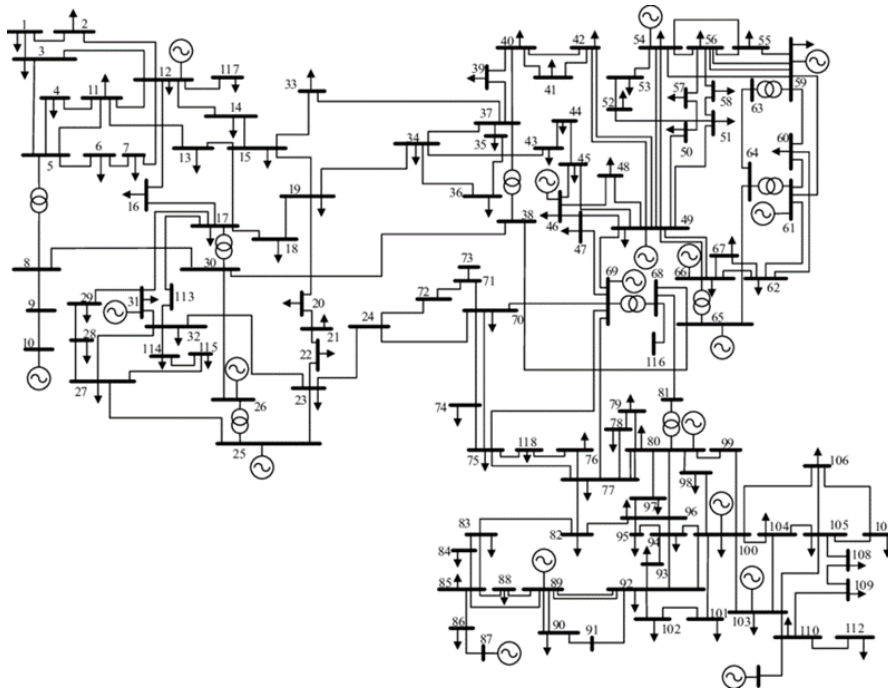
شکل (۱۳): مقدار تابع هدف (۵) طی ۲۰۰ تکرار به ازای ۵ بار اجرای ANFIS-HHOA



شکل (۱۴): مقدار تابع هدف (۵) طی ۵۰۰ تکرار به‌ازای ۵ بار اجرای روش سنتی ANFIS-LS+BP

جدول (۱): مقایسه خطای تخمین برای سیستم ۳۹ باس IEEE

| اندازه خطای نرمالیزه شده (%) | | | مقدار تخمینی VSM به کمک مدل پیشنهادی (MW) | مقدار دقیق VSM (MW) | شرایط بحرانی |
|------------------------------|--------|--------------|---|---------------------|--|
| مرجع [۲۰] | مقایسه | روش پیشنهادی | | | |
| ۲,۱۸ | > | ۱,۴۱ | ۵۲۳۵ | ۵۳۱۰ | نقطه اولیه (شرایط نرمال) |
| ۲,۰۸ | > | ۱,۵۶ | ۲۵۹۰ | ۲۵۵۰ | افزایش بار (شرایط نرمال) |
| ۴,۷۸ | > | ۱,۶۵ | ۴۵۶۳ | ۴۶۴۰ | کاهش بار (در شرایط نرمال) |
| ۵,۸۰ | > | ۲,۰۹ | ۴۹۰۵ | ۵۰۱۰ | تغییرات کوچک بار |
| ۸,۰۷ | > | ۴,۲۸ | ۲۱۱۷ | ۲۰۳۰ | قطع خط ۱۵-۱۶ |
| ۰,۱۱ | < | ۲,۷۶ | ۱۵۴۱ | ۱۴۳۰ | افزایش کوچک بار |
| ۵,۷۸ | > | ۰,۷۶ | ۴۰۰۹ | ۴۰۴۰ | اتصال خط ۱۵-۱۶ |
| ۵,۲۳ | > | ۰,۶۲ | ۳۹۵۵ | ۳۹۸۰ | تغییرات کوچک بار |
| ۲,۹۸ | > | ۲,۰۵ | ۴۸۵۸ | ۴۹۶۰ | جبران‌سازی توان راکتیو (تزریق ۳۰۰ Mvar به باس ۴) |
| ۵,۳۲ | > | ۱,۴۹ | ۴۲۱۶ | ۴۲۸۰ | افزایش کوچک بار |



شکل (۱۵): سیستم ۱۱۸ باس استاندارد IEEE [۴۹]

جدول (۲): مقایسه زمان اجرا و مقدار نهایی RMSE برای سیستم ۳۹ باس IEEE

| زمان اجرا (ثانیه) | مقدار RMSE | روش استخراج ویژگی | روش تخمین | مرجع |
|-------------------|------------|-------------------|------------|------------------------|
| ۴,۳۱ | ۲۹,۲۱ | GSO | MLP-NN | [۴۶] |
| ۶,۹۵ | ۲۷,۸۵ | MRWT-PCA | RBF-NN | [۲۰] |
| ۱,۸۶ | ۲۴,۵۳ | AR | RBF-NN-BA | [۳۴] |
| ۱,۵۲ | ۲۳,۹۱ | AR | ANFIS-HHOA | [۳۳] |
| ۱,۳۴ | ۲۲,۳۵ | MRWT-PCA | ANFIS-HHOA | مدل پیشنهادی این مقاله |

جدول (۳): مقایسه خطای تخمین برای سیستم ۱۱۸ باس IEEE

| اندازه خطای نرمالیزه شده (%) | | روش پیشنهادی | ANFIS- VSM به کمک HHOA+MRWT-PCA (MW) | VSM به کمک (MW) FFNN+KSOM [۴۸] | مقدار دقیق (MW) VSM | الگوی بار |
|------------------------------|--------|--------------|--------------------------------------|--------------------------------|---------------------|-----------|
| مرجع [۴۸] | مقایسه | | | | | |
| ۰,۶۰۸۲ | > | ۰,۴۵۸۳ | ۴۲۲۱,۴۰۳۵ | ۴۲۱۴,۲۲۲۱۲ | ۴۲۴۲,۰۰۶۴۷ | ۱ |
| ۱,۳۳۸۱ | > | ۰,۶۲۲۳ | ۴۴۷۴,۹۶۸۸ | ۴۳۸۵,۸۶۷۶۶ | ۴۴۴۶,۹۹۳۲۳ | ۲ |
| ۰,۲۸۳۸ | < | ۰,۴۰۸۹ | ۴۰۸۳,۸۰۲۵ | ۴۰۵۲,۴۵۵۴۶ | ۴۰۶۵,۴۲۱۴۹ | ۳ |
| ۰,۹۰۵۶ | > | ۰,۵۹۵۶ | ۴۱۷۱,۲۲۶۶ | ۴۱۸۵,۸۲۰۳۴ | ۴۱۴۴,۴۵۲۵۳ | ۴ |
| ۱,۶۴۹۰ | > | ۰,۳۳۴۹ | ۴۴۷۷,۶۲۹۶ | ۴۵۶۸,۰۰۹۵۱ | ۴۴۹۲,۶۸۳۰۵ | ۵ |
| ۰,۹۴۶۱ | > | ۰,۳۶۹۷ | ۴۴۰۸,۴۸۹۸ | ۴۳۵۳,۱۴۳۸۷ | ۴۳۹۶,۳۶۳۹۷ | ۶ |
| ۰,۹۴۶۱ | > | ۰,۲۵۵۸ | ۴۲۶۵,۲۳۷۲ | ۴۲۹۶,۹۵۷۷۴ | ۴۲۵۳,۷۳۷۶۴ | ۷ |
| ۱,۰۱۳۷ | > | ۰,۵۸۷۳ | ۴۱۳۲,۲۵۰۵ | ۴۲۰۴,۹۶۰۶۷ | ۴۱۵۸,۶۵۳۴۲ | ۸ |
| ۰,۲۷۰۳ | > | ۰,۱۴۴۳ | ۴۴۹۵,۴۵۶۸ | ۴۵۱۴,۲۹۳۱۰ | ۴۵۰۱,۹۴۴۵ | ۹ |
| ۱,۰۰۰۲ | > | ۰,۳۴۹۹ | ۴۲۴۷,۲۶۹۲ | ۴۳۰۸,۶۸۸۹۱ | ۴۲۶۲,۹۹۹۰۹ | ۱۰ |

جدول (۴): مقایسه زمان اجرا و مقدار نهایی RMSE برای سیستم ۱۱۸ باس IEEE (پردازش ۱۰۰ الگوی بارگذاری)

| مرجع | روش تخمین | روش استخراج ویژگی | مقدار RMSE | زمان اجرا (ثانیه) |
|------------------------|------------|-------------------|------------|-------------------|
| [۴۸] | FFNN | KSOM | ۴۴,۹۲۴۶ | ۱۵۳۹,۳ |
| [۳۳] | ANFIS-HHOA | AR | ۲۶,۰۱۲۵ | ۳۰,۴ |
| مدل پیشنهادی این مقاله | ANFIS-HHOA | MRWT-PCA | ۱۹,۳۷۶۱ | ۱۴,۸ |

۴- نتیجه گیری

در این مقاله، تخمین آنالین حد پایداری ولتاژ در سیستم قدرت به کمک سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی بهینه‌شده ارائه شده است. به منظور آموزش سیستم ANFIS، از الگوریتم بهینه‌سازی شاهین هریس استفاده شده و تکنیک تبدیل موجک مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی نیز به منظور استخراج ویژگی و انتخاب ویژگی‌های غالب به کار رفته است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند مدل پیشنهادی قادر است با دقت زیادی در مقایسه با مطالعات مشابه، حد پایداری ولتاژ را در شرایط مختلف سیستم، تخمین بزند و خطای تخمین را تا حد چشمگیری کاهش دهد. با توجه به اینکه در مدل پیشنهادی، از تکنیک تبدیل موجک مبتنی بر PCA به منظور استخراج و انتخاب ویژگی استفاده شده است، می‌توان هر سیستم قدرتی را بدون محدودیت اندازه و ابعاد، تحلیل و هر نوع متغیر را به‌عنوان ویژگی‌های مطالعه شده انتخاب کرد. همچنین، روند آموزش ANFIS به کمک الگوریتم HHOA در مقایسه با روش مرسوم LS+BP، بسیار دقیق‌تر بوده و سرعت همگرایی الگوریتم به پاسخ نهایی نیز بسیار بالاتر است. مقایسه نتایج مدل پیشنهادی با روش‌های تخمین ارائه‌شده در مقالات در هر دو سیستم ۳۹ باس و ۱۱۸ باس IEEE، برتری مدل تخمین پیشنهادی ANFIS-HHOA+MRWT-PCA را در مقایسه با سایر مدل‌ها از نظر مقدار کمینه RMSE، خطای نرمالیزه‌شده تخمین و سرعت انجام محاسبات به اثبات می‌رساند. باید خاطر نشان کرد مدل تخمین پیشنهادی در این مقاله، برای هر نوع سیستم قدرت واقعی قابل پیاده‌سازی است.

مراجع

- systems for voltage stability enhancement", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 118, June 2019.
- [2] M. Katsanevakis, R. A. Stewart, L. Junwei, "A novel voltage stability and quality index demonstrated on a low voltage distribution network with multifunctional energy storage systems", Electric Power Systems Research, Vol. 171, June 2019.
- [3] A. Chandra, A. K. Pradhan, "Online voltage stability and load margin assessment using wide area measurements", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 108, June 2019.
- [4] H. Yang, R. C. Qiu, X. SHi, X. He, "Unsupervised feature learning for online voltage stability evaluation and monitoring based on variational autoencoder", Electric Power Systems Research, Vol. 182, May 2020.
- [5] H. Yi Su, T. Yi Liu, "Enhanced-Online-Random-Forest model for static voltage stability assessment using wide area measurements", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 33, No. 6, November 2018.
- [6] K. Alzaareer, M. Saad, H. Mehrjerdi, C. Z. El-Bayeh, D. Asber, S. Lefebvre, "A new sensitivity approach for preventive control selection in real-time voltage stability assessment", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 122, November 2020.
- [7] S. Li, Y. Tan, C. Li, Y. Cao, L. Jiang, "A fast sensitivity-based preventive control selection method for online voltage stability assessment", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 33, No. 4, July 2018.
- [8] K. P. Guddanti, A. R. R. Matavalam, Y. Weng, "PMU-Based distributed non-iterative algorithm for real-time voltage stability monitoring", IEEE Trans. on Smart Grid, Vol. 11, No. 6, November 2020.
- [9] M. Ali, E. Gryazina, O. Khamisov, T. Sayfutdinov, "Online assessment of voltage stability using Newton-Corrector algorithm", IET Generation, Transmission & Distribution, Vol. 14, No. 19, July 2020.
- [10] X. Ancheng et al., "On-line voltage stability index based on the voltage equation of transmission lines", IET Generation, Transmission & Distribution, Vol. 10, No. 14, April 2020.
- [11] J. W. Gonzalez, I. A. Isaac, G. J. Lopez, H. A. Cardona, G. J. Salazar, J. M. Rincon, "Radial basis function for fast voltage stability assessment using Phasor Measurement Units", Heliyon, Vol. 5, No. 11, November 2019.
- [12] J. D. Pinzon, D. G. Colome, "PMU-based online monitoring of short-term voltage stability using

- [1] H. Yang, W. Zhang, J. Chen, J. Xie, "Optimal coordinated voltage control of AC/DC power

- method", *Journal of Medical Signals and Sensors*, Vol. 2, No. 2, April-Jun 2012.
- [26] A. M. Ibrahim, N. H. El-Amari, "Particle Swarm Optimization trained recurrent neural network for voltage instability prediction", *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, Vol. 5, No. 2, September 2018.
- [27] D. Karaboga, E. Kaya, "An adaptive and hybrid artificial bee colony algorithm (aABC) for ANFIS training", *Applied Soft Computing*, Vol. 49, December 2016.
- [28] A. A. Heidari, S. Mirjalili, H. Faris, I. Aljarah, M. Mafarja, H. Chen, "Harris hawks optimization: Algorithm and applications", *Future Generation Computer Systems*, Vol. 97, August 2019.
- [29] L. Yi, T. Ji, M. Li, Q. Wu, T. Wu, "Application of hit-or-miss wavelet transform and principle component analysis on power disturbance identification", *International Journal of Electrical Engineering*, Vol. 22, No. 4, August 2015.
- [30] P. Y. Dibal, E. N. Onwuka, J. Agajo, C. O. Alenoghena, "Wideband spectrum sensing in cognitive radio using discrete wavelet packet transform and principal component analysis", *Physical Communication*, Vol. 38, February 2020.
- [31] D. Ha, D. Park, J. Koo, K. H. Baek, C. Han, "Improvement of principal component analysis modeling for plasma etch processes through discrete wavelet transform and automatic variable selection", *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 94, November 2016.
- [32] X. Shi, P. Qin, J. Zhu, M. Zhai, W. Shi, "Feature Extraction and Classification of Lower Limb Motion Based on sEMG Signals", *IEEE access*, Vol. 8, July 2020.
- [33] A. Ghaghishpour, A. Koochaki, "An intelligent method for online voltage stability margin assessment using optimized ANFIS and associated rules technique", *ISA Trans.*, Vol. 102, July 2020.
- [34] N. Sarikhania, A. G. Mazidib, "Online Distribution System's Voltage Stability Margin Monitoring Using Neural Networks and Optimization Algorithm", *Computational Research Progress in Applied Science & Engineering*, Vol. 5, No. 1, March 2019.
- [35] M. R. Aghamohammadi, S. Hashemi, M. S. Ghazizadeh, "Improving Voltage Stability Margin Using Voltage Profile and Sensitivity Analysis by Neural Network", *Iranian Journal of Electrical & Electronic Engineering*, Vol. 7, No. 1, March 2011.
- [36] M. Amroune, "Machine Learning Techniques Applied to On-Line Voltage Stability Assessment: A Review", *Archives of Computational Methods in Engineering*, October 2019.
- [37] Z. Pezeshki, S. M. Mazinani, "Comparison of artificial neural networks, fuzzy logic and neuro fuzzy for predicting optimization of building thermal consumption: a survey", *Artificial Intelligence Review*, Vol. 52, April 2018.
- [38] A. Ukil, R. Zivanovic, "Abrupt change detection in power system fault analysis using adaptive whitening filter and wavelet transform", *Electric*
- Iyapunov exponents*", *IEEE Latin America Trans.*, Vol. 17, No. 10, October 2019.
- [13] C. Thilakarathne, L. Meegahapola, N. Fernando, "Real-time voltage stability assessment using phasor measurement units: Influence of synchrophasor estimation algorithms", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 119, July 2020.
- [14] H. Ge, Q. Guo, H. Sun, W. Zhao, "A model and data hybrid-driven short-term voltage stability real-time monitoring method", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 114, January 2020.
- [15] L. Zhu, C. Lu, Y. Sun, "Time series shapelet classification based online short-term voltage stability assessment", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 31, No. 2, March 2016.
- [16] K. S. Sajan, V. Kumar, B. Tyagi, "Genetic algorithm based support vector machine for on-line voltage stability monitoring", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 73, December 2015.
- [17] C. Liu, B. Wang, F. Hu, K. Sun, C. L. Bak, "Online voltage stability assessment for load areas based on the holomorphic embedding method", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 33, No. 4, July 2018.
- [18] S. Kamalasadani, D. Thukaram, A. K. Srivastava, "A new intelligent algorithm for online voltage stability assessment and monitoring", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 31, No. 2-3, February–March 2009.
- [19] V. Jayasankar, N. Kamaraj, N. Vanaja, "Estimation of voltage stability index for power system employing artificial neural network technique and TCSC placement", *Neurocomputing*, Vol. 73, No. 16-18, October 2010.
- [20] S. Hashemi, M. R. Aghamohammadi, "Wavelet based feature extraction of voltage profile for online voltage stability assessment using RBF neural network", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 49, July 2013.
- [21] D. Devaraj, J. P. Roselyn, "On-line voltage stability assessment using radial basis function network model with reduced input features", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 33, No. 9, November 2011.
- [22] J. V. Tu, "Advantages and disadvantages of using artificial neural networks versus logistic regression for predicting medical outcomes", *Journal of Clinical Epidemiology*, Vol. 49, No. 11, November 1996.
- [23] N. A. Golilarz et al., "A new automatic method for control chart patterns recognition based on convnet and harris hawks meta heuristic optimization algorithm", *IEEE Access*, Vol. 7, October 2019.
- [24] A. Addeh, A. Khormali, N. A. Golilarz, "Control chart pattern recognition using RBF neural network with new training algorithm and practical features", *ISA Trans.*, Vol. 79, August 2018.
- [25] J. Addeh, A. Ebrahimzadeh, "Breast cancer recognition using a novel hybrid intelligent

- [45] C. W. Taylor, "Concepts of undervoltage load shedding for voltage stability", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 7, No. 2, April 1992.
- [46] A. R. Bahmanyar, A. Karami, "Power system voltage stability monitoring using artificial neural networks with a reduced set of inputs", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 58, June 2014.
- [47] M. Amroune, I. Musirin, T. Bouktir, M. M. Othman, "The Amalgamation of SVR and ANFIS Models with Synchronized Phasor Measurements for On-Line Voltage Stability Assessment", Energies, Vol. 10, October 2017.
- [48] P. K. Modi, S. P. Singh, J. D. Sharma, "Fuzzy neural network based voltage stability evaluation of power systems with SVC", Applied Soft Computing, Vol. 8, No. 1, January 2008.
- [49] <https://icseg.iti.illinois.edu/ieee-118-bus-system/>
- Power Systems Research, Vol. 76, No. 9-10, June 2006.
- [39] Y. Guo, K. Li, X. Liu, "Fault Diagnosis for Power System Transmission Line Based on PCA and SVMs", Intelligent Computing for Sustainable Energy and Environment. ICSEE, 2013.
- [40] R. Broa, A. K. Smilde, "Principal component analysis", Analytical Methods, Vol. 6, 2014.
- [41] Z. Jia, "Using cross-product matrices to compute the SVD", Numerical Algorithms, Vol. 42, June 2006.
- [42] S. A. Qazi, A. Saeed, S. Nasir, H. Omer, "Singular Value Decomposition Using Jacobi Algorithm in pMRI and CS", Applied Magnetic Resonance, Vol. 48, March 2017.
- [43] <https://icseg.iti.illinois.edu/ieee-39-bus-system/>
- [44] N. Amjady, M. H. Velayati, "Evaluation of the maximum loadability point of power systems considering the effect of static load models", Energy Conversion and Management, Vol. 50, December 2009

-
- ¹ Unsupervised feature learning
 - ² Enhanced online random forest
 - ³ Thevenin-Based Voltage Stability Margin
 - ⁴ Phasor measurement unit
 - ⁵ Newton-Corrector algorithm
 - ⁶ Genetic Algorithm based Support Vector Machine
 - ⁷ Holomorphic embedding method
 - ⁸ Neural Networks
 - ⁹ Harris hawks optimization algorithm
 - ¹⁰ Adaptive neuro-fuzzy inference system
 - ¹¹ Principal component analysis
 - ¹² Association rules
 - ¹³ Least Squares & Back Propagation
 - ¹⁴ Antecedent
 - ¹⁵ Conclusion
 - ¹⁶ Center
 - ¹⁷ Width
 - ¹⁸ Root Mean-Squared Error
 - ¹⁹ Wavelet transform
 - ²⁰ Multi-resolution wavelet transform
 - ²¹ Detailed
 - ²² Approximated
 - ²³ Scaling function
 - ²⁴ Wavelet function
 - ²⁵ Mother wavelet
 - ²⁶ Gaussian wavelet
 - ²⁷ Mexican hat wavelet
 - ²⁸ Score matrix
 - ²⁹ Loading matrix
 - ³⁰ Singular value decomposition
 - ³¹ Slack bus
 - ³² Membership function
 - ³³ Center

- ³⁴ Width
- ³⁵ Least Squares–Back Propagation Gradient Descent Method
- ³⁶ Continuation power flow
- ³⁷ Radial Basis Function-neural network
- ³⁸ Multi-layered perceptron neural networks
- ³⁹ Gram–Schmidt orthogonalization
- ⁴⁰ Bee's algorithm
- ⁴¹ Feed forward neural network
- ⁴² Kohonen self-organizing map

۱۰۲ تخمین آنلاین حد پایداری ولتاژ به کمک سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی بهینه‌شده و تبدیل موجک مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی