



Computational Intelligence in Electrical Engineering
Vol. 15, No. 2, 2024
pp. 15-32
Research Paper

Reliability Evaluation of Integrated Power-Gas System in the Presence of Gas Storage Systems: A Machine Learning-Based Model

Mostafa Shabanian-Poodeh¹, Rahmatallah Hooshmand^{*2}

¹ Dept. of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran

² Dept. of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Abstract:

By integrating the power and natural gas systems (IPGS), these two systems can synergistically provide electric and gas power through mutual energy sharing. However, disruptions occurring in one system can have detrimental effects on the optimal performance of the other system. Hence, the assessment of IPGS reliability becomes imperative. In this article, a reliability evaluation model is proposed that utilizes machine learning algorithms to tackle uncertainties associated with the failure rate of IPGS components in the presence of gas storage resources. To calculate system reliability indices, we employ Sequential Monte Carlo Simulation (SMCS) and an optimal load-shedding program. Moreover, a random forest (RF) algorithm is adopted to classify elements based on their importance in upholding the overall system's reliability. The proposed model is implemented using MATLAB, GAMS, and Python software, with the IEEE 14-bus system and the 10-node natural gas system as case studies. The simulation results illustrate that by considering the gas storage resources, the reliability of the power system and natural gas can be improved by 2.12 and 8.3%, respectively, and the overall reliability of IPGS is improved by 5.25%. Also, the prioritization of these resources is determined in IPGS.

Keywords: Reliability Evaluation, Integrated Power-Gas System, Machine Learning, Random Forest, Sequential Monte Carlo Simulation.



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



<https://doi.org/10.22108/isee.2024.138564.1641>

مقاله پژوهشی

ارزیابی قابلیت اعتماد سیستم‌های قدرت - گاز طبیعی یکپارچه در حضور منابع ذخیره

گاز: مدل مبتنی بر یادگیری ماشین

مصطفی شهبانیان پوده^۱، رحمت الله هوشمند^{۲*}

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

mostafa.shabanian1378@eng.ui.ac.ir

۲- استاد گروه برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

hooshmand_r@eng.ui.ac.ir

چکیده: با ادغام سیستم قدرت و گاز طبیعی (IPGS)، این دو سیستم با اشتراک انرژی بین یکدیگر، قادر به ارائه توان الکتریکی و همچنین گازی هستند. با وجود این، اختلال ایجاد شده در یک سیستم، به ایجاد اختلال در عملکرد دیگر سیستم منجر می‌شود؛ بنابراین، ارزیابی قابلیت اعتماد IPGS، امری اجتناب‌ناپذیر است. در این مقاله، یک مدل ارزیابی قابلیت اعتماد مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین در حضور منابع ذخیره انرژی گازی با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های موجود در نرخ شکست المان‌های IPGS ارائه شده است. در این راستا، از شبیه‌سازی مونت کارلو پی‌پی (SMCS) و یک برنامه حذف بار بهینه برای محاسبه شاخص‌های قابلیت اعتماد سیستم استفاده می‌شود. سپس برای رده‌بندی المان‌ها براساس اهمیت آنها در قابلیت اعتماد کل سیستم، الگوریتم جنگل تصادفی (RF) پیشنهاد شده است. مدل پیشنهادی روی سیستم ۱۴ باس IEEE و سیستم گاز طبیعی ۱۰ گره‌گازی در نرم‌افزارهای MATLAB، GAMS و Python انجام شده است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند با در نظر گرفتن منابع ذخیره گازی، بهبود قابلیت اعتماد سیستم قدرت و گاز طبیعی به ترتیب به میزان ۲/۱۲ و ۸/۳ درصد و به‌طور کلی قابلیت اعتماد IPGS به میزان ۵/۲۵ درصد ارتقا می‌یابد. همچنین، اولویت‌بندی این منابع در IPGS تعیین شده است.

واژه‌های کلیدی: ارزیابی قابلیت اعتماد، سیستم قدرت و گاز طبیعی یکپارچه، یادگیری ماشین، جنگل تصادفی، شبیه‌سازی مونت کارلو پی‌پی.

۱- مقدمه

زیرساخت‌های حیاتی برای شبکه‌های مدرن به حساب می‌آید. سیستم IPGSها باید همواره به‌طور بهینه و همزمان بهره‌برداری شود و در همین حین، شاخص‌های قابلیت اعتماد هر دو سیستم در سطح مطلوب و پذیرفتنی باشند.

مطالعات زیادی از نقطه نظرات متفاوتی روی IPGS انجام گرفته است. در مرجع [۲]، ترکیبی از پخش گاز در حالت گذرا و ماندگار، با توجه به مقیاس زمانی پاسخ مسئله ارائه شده است. در این مدل، برنامه‌ریزی بهره‌برداری بهینه IPGS، با استفاده از روش پخش گاز پیشنهادی انجام گرفته است. مرجع [۳]، یک مدل برنامه‌ریزی غیرمتمرکز به‌منظور بهره‌برداری و کنترل IPGS ارائه کرده است که مزایای این

رشد روزافزون تقاضای انرژی و تغییرات اقلیمی، بهره‌برداری همزمان از منابع انرژی مختلف را ملزم می‌کند که به تشکیل سیستم‌های چند انرژی منجر می‌شود [۱]. سیستم قدرت و گاز تجمیع شده (IPGS)، ازجمله

^۱ تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۲/۰۵/۰۸

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۱۱/۳۰

نام نویسنده مسئول: رحمت الله هوشمند

نشانی نویسنده مسئول: ایران، اصفهان، دانشگاه اصفهان، دانشکده فنی و مهندسی، گروه برق

دقیق قابلیت اعتماد در سیستم توزیع و همچنین استراتژی بازیابی مجدد سیستم بعد از خطا را ارائه می‌دهد. مطالعاتی نیز در زمینه ارزیابی قابلیت اعتماد و آسیب‌پذیر IPGS مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین ارائه شده است. مرجع [۱۳] آنالیز آسیب‌پذیری IPGS را براساس شبیه‌سازی شکست پشت سرهم مبتنی بر حالات اولیه تصادفی تجهیزات ارائه کرده است. علاوه بر این، مرجع [۱۴] به وسیله مونت کارلو متوالی و حذف بار بهینه، قابلیت اعتماد IPGS را ارزیابی کرده است. در این روش، به کمک الگوریتم‌های یادگیری ماشین، رده‌بندی تجهیزات از نظر اهمیت در سیستم انجام شده است. علاوه بر این، مرجع [۱۵]، با ترکیب شبیه‌سازی مونت کارلو و الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه چند برجسی، ارزیابی قابلیت اعتماد سیستم قدرت را ارائه داده است که به کاهش بار محاسباتی پخش بار بهینه نیز منجر شده است.

همان‌طور که واضح است، سیستم IPGS دارای اجزا و المان‌های بسیاری است. در این سیستم، منابع ذخیره گازی به‌طور معمول حضور دارد و اثر آن بررسی نمی‌شود. در این راستا و در این مقاله، ارزیابی قابلیت اعتماد IPGS با در نظر گرفتن عدم قطعیت موجود در نرخ خرابی تجهیزات در حضور منابع ذخیره گاز، مبتنی بر توزیع احتمالاتی شکست هر المان به کمک شبیه‌سازی مونت کارلو متوالی (SMCS) پیشنهاد شده است. سپس با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین شامل RF، المان‌های موجود در IPGS مبتنی بر اهمیت آنها دسته‌بندی می‌شوند. سپس با استفاده از الگوریتم رگرسیون XGBoost، رابطه کمی بین پارامترهای دارای عدم قطعیت با شاخص‌های قابلیت اعتماد محاسبه می‌شود. از جمله نوآوری‌های این مقاله، به‌طور خلاصه، به شرح زیر است:

- ارزیابی قابلیت اعتماد سیستم IPGS در حضور منابع ذخیره گازی و بررسی اثر بالقوه آنها ارائه شده است.
- پیشنهاد روشی سریع برای ارزیابی قابلیت اعتماد IPGS به کمک الگوریتم‌های یادگیری ماشین در حضور منابع ذخیره گاز که در پیشینه تحقیق در نظر گرفته نشده است.
- شناسایی و اولویت‌بندی المان‌های حیاتی در سیستم

روش نسبت به روش متمرکز بررسی شده است. در مرجع [۴] نیز برنامه‌ریزی بهره‌برداری بهینه IPGS با در نظر گرفتن اثر درجه حرارت روی سیستم گاز ارائه شده است. به‌طور سنتی، برنامه‌ریزی گسترش سیستم‌های قدرت از دید افزایش و بهبود قابلیت اعتماد انجام می‌شود که IPGS نیز از این قضیه مستثنی نیست. در مرجع [۵]، مدل برنامه‌ریزی سه سطحی برای توسعه IPGS در حضور منابع تجدیدپذیر ارائه شده است. در این روش، منابع تولیدی بادی و خورشیدی جدید و بویلرها برای نصب بهینه در نظر گرفته شده‌اند که در نهایت به ارتقای قابلیت اعتماد شبکه منجر شده است. مرجع [۶]، برنامه‌ریزی گسترش یا نصب ایستگاه‌های فشار ضعیف و قوی را متناسب با افزایش تقاضا، به‌منظور کاهش هزینه‌ها و بهبود قابلیت اعتماد شبکه ارائه داده است.

همچنین، ارزیابی قابلیت اعتماد IPGS، توانایی سیستم برای کارکرد در شرایط غیرطبیعی، یک موضوع بحرانی برای تضمین امنیت و انعطاف سیستم مطرح می‌شود که منحصراً کار بسیار پیچیده و زمان‌بری است. دو روش معمول ارزیابی قابلیت اعتماد، روش تحلیلی و روش شبیه‌سازی است. شبیه‌سازی مونت کارلو از جمله روش‌های کارساز است که در ارزیابی قابلیت اعتماد سیستم‌های بزرگ‌مقیاس کاربرد دارد. روش‌های نوآورانه بسیاری برای ارزیابی قابلیت اعتماد در سیستم‌های پیچیده ارائه شده است. در [۷] ارزیابی قابلیت اعتماد مبتنی بر روش آنتروپی ضربداری ارائه شده است که عملکرد سریع‌تری نسبت به روش مونت کارلو ارائه می‌دهد. همچنین مراجع [۸] و [۹]، به ترتیب روش‌های نمونه‌برداری لاتین - هایپربولیک و نمونه‌برداری براساس اهمیت را به‌منظور تسریع روند ارزیابی قابلیت اعتماد ارائه داده‌اند. همچنین، برای دسترسی به دقت کافی در شبیه‌سازی مونت کارلو، به تعداد بسیار زیادی سناریو نیاز است که بار محاسباتی زیادی را به همراه دارد [۱۰].

مطالعات بسیاری نیز روی ارزیابی قابلیت اعتماد سیستم‌های پیچیده به روش تحلیلی انجام شده‌اند. مرجع [۱۱] با استفاده از ماتریس وقوع خطا یک روش تحلیلی سریع برای ارزیابی قابلیت اعتماد سیستم توزیع ارائه داده است. همچنین، در [۱۲] یک مدل خطی به‌منظور ارزیابی

تولیدشده به حوزه زمان انتقال داده می‌شود؛ بنابراین، با تبدیل معکوس دو رابطه نمایی (۱) و (۲)، مدت زمان تا خرابی (TTF) و مدت زمان تا تعمیر (TTR) مطابق روابط (۱) و (۲) حاصل می‌شود.

$$TTF_{q,s} = -\frac{1}{\lambda_q} R_{q,s}^{fail} \quad \forall q,s \quad (1)$$

$$TTR_{q,s} = -\frac{1}{\mu_q} R_{q,s}^{Repair} \quad \forall q,s \quad (2)$$

سپس با استفاده از روابط فوق، وضعیت هر المان، در هر زمان مشخص می‌شود. در این مقاله به‌ازای هر بار تغییر نرخ‌ها، SMCS مجدد انجام می‌شود و براساس آنها شاخص‌های قابلیت اعتماد محاسبه می‌شوند. این روند به‌طور دقیق در بخش ۴ بررسی می‌شود.

۲-۲- حذف بار بهینه IPGS

پس از تعیین وضعیت هر المان، متناسب با حضور یا عدم حضور المان‌ها، حذف بار بهینه در IPGS انجام می‌شود تا بتوان مقادیر شاخص‌های قابلیت اعتماد را محاسبه کرد. در این بخش، پس از تعیین وضعیت المان‌ها، وضعیت کلی سیستم بررسی می‌شود. اگر بر اثر خروج المان‌ها، تجاوز از مقدار مجاز از قبیل اضافه بار خطوط انتقال یا واحدهای تولیدی، تجاوز فشار گاز از مقادیر مجاز و عدم توانایی سیستم در تأمین بار رخ دهد، حذف بار الکتریکی و گازی بهینه صورت می‌گیرد تا امنیت سیستم تضمین شود. به این منظور، با مدل‌سازی سیستم، یک برنامه حذف بار بهینه طراحی شده است. این مدل شامل تابع هدف، قیود مربوط به سیستم قدرت و گاز طبیعی، تجهیزات متصل‌کننده و منابع ذخیره گاز است. شاخص‌های قابلیت اعتماد نیز در این بخش ارائه شده‌اند که در ادامه بیان شده‌اند. در این مدل، متناسب با وضعیت تعیین‌شده المان‌ها در زیربخش قبل، برنامه حذف بار بهینه به‌ازای هر سناریو s اجرا می‌شود و شاخص‌های قابلیت اعتماد محاسبه می‌شوند.

۲-۳- تابع هدف

در تابع هدف مسئله، به‌ازای کامین سناریو، میزان حذف بار در سیستم کمینه می‌شود. در این تابع هدف، با

براساس تأثیر بالقوه آنها در قابلیت اعتماد سیستم.

• تعیین نقش منابع ذخیره گاز در بهبود قابلیت اعتماد و ارتقای توانایی عملکرد سیستم در شرایط بحرانی و غیرعادی.

در ادامه، این مقاله به شرح ذیل است: در بخش ۲ نحوه تولید سناریو وضعیت المان‌ها به کمک SMCS و مدل‌سازی حذف بار بهینه در IPGS ارائه شده است. در بخش ۳ نحوه ارزیابی قابلیت اعتماد پیشنهادی توضیح داده شده است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین و نحوه ترکیب آنها در بخش ۴ بیان شده است. در بخش ۵، نتایج شبیه‌سازی بررسی شده‌اند و در بخش ۶، نتیجه‌گیری بیان می‌شود.

۲- مدل ریاضی

در این بخش، روند مدل‌سازی ریاضی بررسی می‌شود که شامل بخش تعیین وضعیت المان‌ها در IPGS و پس از آن، مدل‌سازی حذف بار بهینه در این سیستم است.

۲-۱- تولید وضعیت المان‌ها با SMCS

تجهیزات بسیار زیادی در IPGS وجود دارد که به دلایل مختلفی نرخ خرابی آنها تغییر می‌کند و مقدار ثابتی نیست. در سیستم قدرت، المان‌های اصلی مانند خطوط انتقال، واحدهای تولیدی غیرگازی، واحدهای تولیدی گازی (G2P) و ترانسفورماتورها حضور دارند. المان‌های اساسی موجود در سیستم گاز طبیعی شامل چاه‌های تولید گاز، لوله‌های انتقال گاز و واحدهای تبدیل برق به گاز (P2G) هستند. همان‌طور که مشخص است، تعداد المان‌های زیاد به معنی بار محاسباتی بالاتر به‌منظور ارزیابی قابلیت اعتماد است. به این صورت، از SMCS به‌منظور این ارزیابی استفاده شده است [۱۰].

عمدتاً در قابلیت اعتماد، تخمین قابلیت اعتماد سیستم و تعیین زمان شکست المان کار دشواری است؛ از این رو، در SMCS، مقادیر این دو قابلیت اعتماد $R_{q,s}^{fail}$ و $R_{q,s}^{Repair}$ ، با تولید اعداد تصادفی بین ۰ و ۱ تخمین زده می‌شوند که براساس تابع توزیع یکنواخت توزیع شده‌اند. حال برای تعیین تصادفی مدت زمان تداوم هر حالت، عدد تصادفی

یک سیستم گاز را می‌توان به‌عنوان یک نمودار جهتی متشکل از گره‌ها، چاه‌های گاز، خطوط لوله و کمپرسورها مدل کرد. گاز از چاه‌های گاز به سیستم تزریق می‌شود تا از طریق خطوط لوله به نقاط بار منتقل شوند؛ بنابراین، به‌منظور کمیته‌سازی رابطه (۳)، قیود سیستم گاز طبیعی نیز باید در مدل‌سازی لحاظ شوند که عبارت‌اند از:

$$\sum_w F_{w,n,t,s}^{well} + \sum_e F_{e,n,t,s}^{P2G} - \sum_g F_{g,n,t,s}^{G2P} - F_{n,t,s}^D + \sum_{p \in \Omega_{in,n}^G} GF_{p,t,s} - \sum_{p \in \Omega_{out,n}^G} GF_{p,t,s} - \sum_{r \in \Omega_{r,m}^G} G_{r,s,t} = 0 \quad (10)$$

$$\forall n,t,s$$

$$GF_{p,t,s} | GF_{p,t,s} | = k_p (\psi_{n,s,t}^2 - \psi_{m,s,t}^2) : \forall n,t,s \quad (11)$$

$$-GF_p \leq GF_{p,t,s} \leq GF_p : \forall n,t,s \quad (12)$$

$$\psi_n \leq \psi_{n,t,s} \leq \bar{\psi}_n : \forall n,t,s \quad (13)$$

$$\underline{F}_w^{well} \leq F_{w,n,t,s}^{well} \leq \bar{F}_w^{well} : \forall w,n,t,s \quad (14)$$

$$\psi_{n,t,s}^2 \leq \chi^2 \psi_{m,t,s}^2 : \forall (n,m) \in \Omega^{comp}, t,s \quad (15)$$

رابطه (۱۰) بیان‌کننده تعادل گاز در تمامی گره‌های گازی است. تساوی (۱۱) رابطه وی - موث بوده که در این مدل‌سازی به‌عنوان رابطه پخش گاز در نظر گرفته شده است [۱۶]. روابط (۱۲) و (۱۳)، به‌ترتیب محدودیت مجاز شارش گاز در هر لوله و فشار گاز مجاز در هر گره‌گازی را بیان می‌کنند. همچنین، رابطه (۱۴) میزان توان گازی خروجی هر چاه گاز را مدل‌سازی کرده است و رابطه (۱۵)، میزان تقویت فشار گاز انجام‌شده در گره‌های گازی مجاور کمپرسور را مدل می‌کند. تمامی روابط بیان‌شده، به‌جز رابطه (۱۱)، روابط خطی هستند. رابطه (۱۱) با استفاده از روش خطی‌سازی تکه خطی، خطی‌سازی شده است که جزئیات آن در ضمیمه ۱ بیان شده است.

۲-۶- قیود تجهیزات متصل‌کننده

منابع G2P و P2G، تجهیزات متصل‌کننده سیستم قدرت و گاز طبیعی بوده‌اند که باید رابطه تبدیل انرژی هریک در مدل‌سازی اعمال شود؛ بنابراین، P2Gها توان الکتریکی را از سیستم قدرت، مصرف و در سمت خروجی، توان گازی را به سیستم گاز طبیعی تزریق می‌کنند (رابطه

کمیته‌سازی میزان بار حذف‌شده بر اثر خرابی المان‌ها در کامین سناریو، حداکثر بار ممکن توسط منابع در دسترس تأمین می‌شود. با محاسبه مقادیر بار حذف‌شده در هر سیستم، شاخص‌های قابلیت اعتماد محاسبه می‌شوند. این تابع هدف عبارت است از:

$$\min. \quad obj_s = \sum_t \left(\sum_i L_{i,t,s}^P + GHV \sum_n L_{n,t,s}^G \right) : \forall s \quad (3)$$

که GHV نشان‌دهنده ارزش حرارتی بالای گاز طبیعی است. برای بهینه‌سازی این تابع هدف، باید قیود هر دو سیستم نیز ارضا شوند که در ادامه بیان می‌شود.

۴-۲- قیود سیستم قدرت

به‌منظور تضمین امنیت سیستم قدرت، باید همواره تمامی قیود سیستم قدرت در هر سناریو در نظر گرفته شوند.

$$\sum_c P_{c,i,t,s}^{TG} + \sum_g P_{g,i,t,s}^{G2P} - \sum_e P_{e,i,t,s}^{P2G} - P_{i,t,s}^D + L_{i,t,s}^P + \sum_{l \in \Omega_{in,i}^P} PF_{l,t,s} - \sum_{l \in \Omega_{out,i}^P} PF_{l,t,s} = 0 : \forall i,t,s \quad (4)$$

$$PF_{l,t,s} = \frac{\theta_{i,s,t} - \theta_{j,s,t}}{X_l} : \forall l,i,t,s \quad (5)$$

$$-PF_l \leq PF_{l,t,s} \leq PF_l : \forall l,t,s \quad (6)$$

$$\underline{P}_c^{TG} \leq P_{c,i,t,s}^{TG} \leq \bar{P}_c^{TG} : \forall c,i,t,s \quad (7)$$

$$\theta_{i,t,s} = 0 : \forall c,i \in i_{ref}, t,s \quad (8)$$

$$-\pi \leq \theta_{i,t,s} \leq \pi : \forall c,i,t,s \quad (9)$$

در رابطه (۴)، برقراری تعادل توان در تمام باس‌ها، زمان‌ها و سناریوها را بیان می‌کند. همچنین، رابطه (۵) بیان‌کننده پخش بار DC است. در نامساوی‌های (۶) و (۷)، به‌ترتیب میزان توان عبوری از خطوط و توان تولیدی واحدهای غیرگازی محدود شده است. رابطه (۸) نیز معرف مقدار زاویه باس مرجع است و در نامساوی (۹)، زاویه ولتاژ تمامی باس‌ها محدود شده است.

۵-۲- قیود سیستم گاز

$$\underline{S}_r \leq S_{r,t,s} \leq \overline{S}_r \quad \forall r,s,t \quad (25)$$

$$S_{r,1,s} = S_{r,T,s} \quad \forall r,s \quad (26)$$

نامساوی‌های (۲۰) و (۲۱)، به‌ترتیب میزان شارژ و تخلیه هر مخزن را کنترل می‌کند و در قید منطقی (۲۲)، تعیین‌کننده این است که در هر زمان و سناریو، تنها قادر به شارژ یا تخلیه منبع است. علاوه بر این، اتلاف گاز در طول فرایند شارژ و دشارژ اتفاق می‌افتد که می‌توان آن را با محدودیت (۲۳) توصیف کرد. میزان گاز ذخیره‌شده در هر منبع از رابطه (۲۴) محاسبه می‌شود که میزان گاز ذخیره‌شده مجاز در منبع توسط رابطه (۲۵) محدود می‌شود. رابطه (۲۶) نیز سطح انرژی پیوسته ذخیره‌سازی گاز را در هر افق زمانی برنامه‌ریزی تضمین می‌کند.

۸-۲- شاخص‌های قابلیت اعتماد

برای تعیین کمیت قابلیت اعتماد IPGS، از سه معیار قابلیت اعتماد استفاده می‌شود: ۱- انرژی برق مورد انتظار تأمین‌نشده (EENS)، ۲- انرژی گاز مورد انتظار تأمین‌نشده (EGNS) و ۳- انرژی الکتریکی و گاز مورد انتظار تأمین‌نشده (EEGNS). روابط این سه شاخص را می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد:

$$EENS = 8760 \sum_s \sum_t \sum_i \left(\frac{L_{i,t,s}^P}{N_s T} \right) \quad (27)$$

$$EGNS = 8760 \sum_s \sum_t \sum_n \left(\frac{L_{n,t,s}^G}{N_s T} \right) \quad (28)$$

$$EEGNS = 8760 \sum_s \sum_t \left(\sum_i L_{i,t,s}^P + GHV \sum_n L_{n,t,s}^G \right) / N_s T \quad (29)$$

که در آن، N_s تعداد نمونه‌ها و T تعداد دوره‌های زمانی برای هر نمونه است.

از رابطه (۲۹) مشخص است که حذف بار الکتریکی و گاز در EEGNS برای مشخص کردن قابلیت اعتماد IPGS در نظر گرفته شده است. به‌طور کلی، معیار همگرایی SMCS توسط ضریب واریانس EEGNS (COV) استفاده می‌شود که به‌صورت زیر بیان می‌شود:

(۱۶). همچنین، منابع G2P توان گازی را از سیستم گاز طبیعی، دریافت و به الکتریسیته تبدیل می‌کنند تا به سیستم قدرت تزریق شود (رابطه ۱۷). این قیود به‌صورت زیر بیان شده‌اند:

$$F_{e,n,t,s}^{P2G} = \frac{\eta_e P_{e,i,t,s}^{P2G}}{GHV} \quad : \forall (n,i) \in \Omega_{couple}^{P2G}, t,s \quad (16)$$

$$F_{g,i,t,s}^{G2P} = \frac{\beta_g P_{g,i,t,s}^{G2P}}{GHV} \quad : \forall (n,i) \in \Omega_{couple}^{G2P}, t,s \quad (17)$$

$$\underline{P}_e^{P2G} \leq P_{e,i,t,s}^{P2G} \leq \overline{P}_e^{P2G} \quad : \forall i,t,s \quad (18)$$

$$\underline{P}_g^{G2P} \leq P_{g,i,t,s}^{G2P} \leq \overline{P}_g^{G2P} \quad : \forall i,t,s \quad (19)$$

که η_e و β_g به‌ترتیب راندمان واحد P2G و ضریب مصرف انرژی G2P است. روابط (۱۸) و (۱۹) نیز به‌ترتیب محدوده عملکرد تجهیزات متصل‌کننده را مشخص می‌کند.

۷-۲- قیود سیستم ذخیره گاز

گاز طبیعی را می‌توان به‌طور مؤثر در ذخیره‌سازهای گازی با فشار بالا (CNG) یا حتی به‌صورت مایع (LNG) ذخیره کرد؛ بنابراین، در این مقاله از ذخیره‌سازهای گازی استفاده شده است. بدیهی است مخازن گاز، با تزریق گاز مخزن به سیستم در مواقعی که تولید ناکافی است و برعکس، ذخیره گاز موجود در سیستم در زمانی که تولید مازاد است، انعطاف بیشتری IPGS را بهبود می‌دهد. علاوه بر این، هنگامی که یک خطا رخ می‌دهد، سیستم می‌تواند از گاز طبیعی ذخیره‌شده در منابع ذخیره برای حفظ تعادل بین بار گازی و عرضه استفاده کند تا از ریزش بار جلوگیری شود؛ درنهایت، قابلیت اعتماد IPGS بهبود می‌یابد؛ بنابراین، مدل سیستم ذخیره گاز طبیعی عبارت است از:

$$0 \leq G_{r,t,s}^{in} \leq h_{r,t,s}^{in} \overline{G}_{r,t,s}^{in} \quad \forall r,t,s \quad (20)$$

$$0 \leq G_{r,t,s}^{out} \leq h_{r,t,s}^{out} \overline{G}_{r,t,s}^{out} \quad \forall r,t,s \quad (21)$$

$$h_{r,t,s}^{out} + h_{r,t,s}^{in} \leq 1 \quad \forall r,t,s \quad (22)$$

$$G_{r,t,s} = \tau_r^{in} G_{r,t,s}^{in} - \frac{G_{r,t,s}^{out}}{\tau_r^{out}} \quad \forall r,t,s \quad (23)$$

$$S_{r,t,s} = S_{r,t-1,s} + G_{r,t,s} \quad \forall r,s,t \quad (24)$$

این مقاله، اهمیت ویژگی‌ها با محاسبه میانگین کاهش دقت رگرسیون قبل و بعد از اختلال جزئی داده‌های OOB اندازه‌گیری می‌شود. در RF ابتدا داده ورودی Bootstrap می‌شود و به درخت‌های تصمیم داده می‌شود. هر درخت براساس داده تصادفی دریافتی تصمیم‌گیری می‌کند و در نهایت براساس رأی‌گیری از تمامی درخت‌ها طبقه‌بندی انجام می‌گیرد. در شکل (۱-ب)، این روند نمایش داده شده است.

۲-۳- الگوریتم رگرسیون XGBoost

در این بخش، پس از تعیین رتبه المان‌ها توسط الگوریتم‌های طبقه‌بندی پیشنهادی، ارتباط کمی بین مقادیر دارای عدم قطعیت و مقادیر هدف به کمک الگوریتم رگرسیون XGBoost مشخص می‌شود. XGBoost یک نسخه پیشرفته از روش درخت تصمیم تقویت گرادیان (GBDT) است [۱۹]. به‌طور خاص، XGBoost با یادگیری از باقی‌مانده درختان قبلی و به حداقل رساندن تابع هدف، یک درخت تصمیم جدید تولید می‌کند که این روند در شکل (۱-الف) نمایش داده شده است. به این ترتیب، نتایج تمام درختان برای رگرسیون با هم ترکیب می‌شوند تا مقدار پیش‌بینی شده نهایی به دست آید [۱۹]. در این مقاله، مقدار پیش‌بینی شده درخت تصمیم اولیه برابر صفر لحاظ شده است [۱۴]؛ بنابراین، تابع پیش‌بینی برای نامی نمونه برابر است با:

$$y_i = \sum_{k=1}^{N_{tree}} f_k(x_i) = y_i^{k-1} + \varepsilon f_k(x_i) \quad (31)$$

$$, 0 \leq \varepsilon \leq 1, \quad i = 1, 2, \dots, N_{train}$$

که N_{tree} تعداد درخت در مدل دسته‌بندی XGBoost و ε نرخ یادگیری است. همچنین، تابع هدف این الگوریتم (رابطه ۳۲)، شامل تابع تلفات (ترم اول) و تنظیم برای ارزیابی کیفیت درخت k ام (ترم دوم) است که عبارت است از:

$$obj^k = \sum_{i=1}^{N_{train}} \|y_i - y_i^k\|_2^2 + \sum_{k=1}^{N_{tree}} \Omega(f_k) \quad (32)$$

تابع تلفات در ترم اول رابطه (۳۲)، اختلاف بین مقدار پیش‌بینی شده (y_i^k) و مقدار هدف (y_i) را برای درخت k ام

$$\xi = \frac{\sqrt{V(EEGNS)}}{EEGNS} \quad (30)$$

۳- الگوریتم یادگیری ماشین برای ارزیابی قابلیت اعتماد IPGS

عمدتاً در ارزیابی قابلیت اعتماد سیستم‌های پیچیده، نرخ خرابی به‌عنوان یک پارامتر مشخص در نظر گرفته شده است و SMCS اجرا می‌شود؛ اما در عمل، این پارامترها ممکن است دارای عدم قطعیت باشند که در آن تعداد زیادی SMCS برای بررسی تأثیر این پارامترها بر معیارهای قابلیت اعتماد مورد نیاز است. اجرای این عمل، بسیار زمان‌بر است و هزینه محاسباتی بسیار بالایی را در پی دارد. همچنین، با در نظر گرفتن عدم قطعیت مذکور، بعضی از حالات دارای احتمال وقوع بسیار پایینی هستند که این حالات در الگوریتم SMCS وارد محاسبات می‌شوند که از نظر عملی، امر غیرضروری است. برای حل دو چالش مذکور، الگوریتم یادگیری ماشین RF معرفی می‌شود که عملکرد بسیار مناسبی در داده‌ها با حجم زیاد دارد [۱۷].

پس از تولید داده‌های کافی، این داده باید پیش‌پردازش شود. در این مقاله، تمامی ورودی‌ها (نرخ‌های خرابی) و خروجی‌های هدف (شاخص‌های قابلیت اعتماد)، با استفاده از تکنیک min-max، نرمالیز و به مقادیر بین ۰ و ۱ تبدیل می‌شوند. در این مرحله، داده‌های نرمالیز شده به‌عنوان داده آموزش الگوریتم‌ها به کار گرفته می‌شوند.

۱-۳- طبقه‌بندی ویژگی‌ها با استفاده از الگوریتم

RF

RF یک رویکرد طبقه‌بندی گروهی است که دقت و برتری بالای خود را ثابت کرده است [۱۸]. این الگوریتم از تعداد زیادی درخت تصمیم تشکیل شده است. هر درخت تصمیم، با استفاده از روش نمونه‌برداری Bootstrap، به‌طور تصادفی داده‌های آموزش را انتخاب می‌کند تا تمامی درخت‌ها مقادیر خروجی را با تصمیم مشابه، دسته‌بندی نکنند. این نشان می‌دهد برخی از داده‌ها، در داده آموزش ظاهر نمی‌شوند که به داده‌های OOB معروف‌اند [۱۸]. در

قابلیت‌های تعمیم یک مدل را با تقسیم مجموعه داده‌های موجود به زیرمجموعه‌های متعدد یا «فولدها» برطرف می‌کند [۱۹].

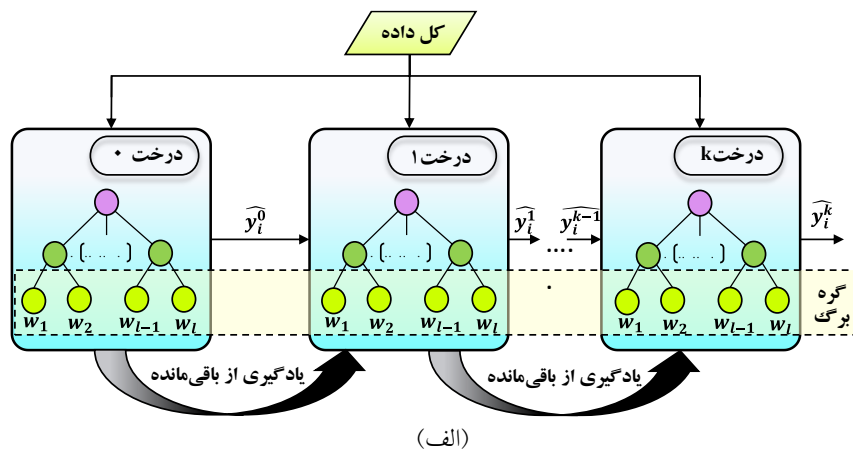
در نهایت، برای تعیین دقت مدل رگرسیون، ضریب R^2 در رابطه (۳۳) در نظر گرفته شده است:

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_p^{N_{test}} (y_p - \hat{y}_p)^2}{\sum_{p=1}^{N_{test}} (y_p - y_{mean})^2} \right) \quad (33)$$

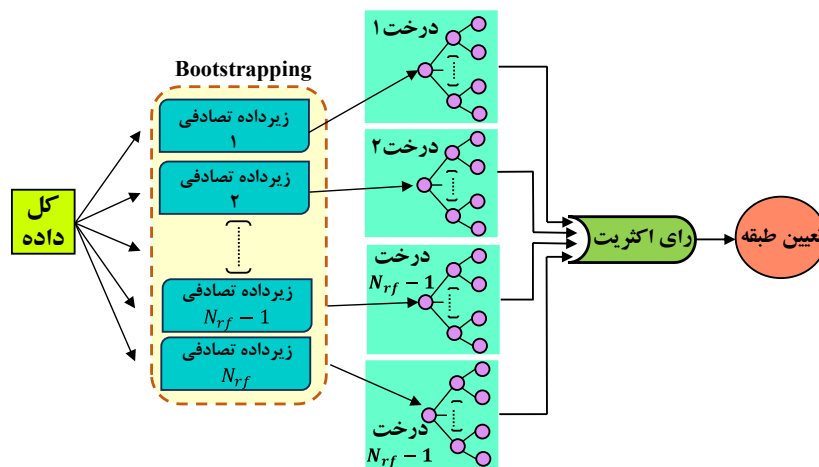
که در آن، N_{test} تعداد داده آزمون، y_p و \hat{y}_p به ترتیب مقادیر هدف و پیش‌بینی شده در p امین داده آزمون و y_{mean} میانگین مقادیر واقعی داده آزمون است. در رابطه (۳۳)، هرچه مقدار به ۱ نزدیک‌تر باشد، دقت بالاتری کسب شده است.

کمینه می‌کند. ترم دوم که تابع تنظیم است، پیچیدگی درخت k ام را کنترل می‌کند.

برای بهبود دقت مدل رگرسیون، از روش اعتبارسنجی متقابل نگهداشت ۱۰ تا ۱ استفاده شده است. در این روش، داده‌های نمونه به طور تصادفی به ده قسمت تقسیم می‌شوند. ۹ قسمت به طور تصادفی به عنوان داده آموزش برای مدل پیش‌بینی و یکی به عنوان داده آزمون برای تأیید صحت مدل استفاده می‌شود. داده آموزشی و داده تست چندین بار جایگزین می‌شوند تا مدلی با بالاترین دقت به عنوان مدل رگرسیون نهایی حاصل شود. در حوزه یادگیری ماشینی و مدل‌سازی آماری، مفهوم اعتبارسنجی متقابل ۱۰ تا ۱، به عنوان ابزاری قدرتمند برای ارزیابی عملکرد و قابلیت اعتماد مدل‌ها ظاهر می‌شود. این تکنیک چالش ارزیابی



(الف)



(ب)

شکل (۱): (الف) نحوه عملکرد الگوریتم XGBoost [۱۴]، (ب) نحوه عملکرد جنگل تصادفی [۱۴]

۴- روند ارزیابی قابلیت اعتماد IPGS

تولید کرد؛ بنابراین، در این گام، اگر دفعات شبیه‌سازی برابر ۱۰۰۰۰ بار شده باشد، الگوریتم متوقف می‌شود و در غیر این صورت، به گام ۱ بازمی‌گردد.

پس از اجرای الگوریتم شکل ۲، داده تولیدشده برای آموزش الگوریتم‌های یادگیری ماشین تولید می‌شود.

۵- نتایج شبیه‌سازی

به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، از سیستم قدرت ۱۴ باس IEEE و سیستم گاز ۱۰ گره‌گازی استفاده شده که در شکل ۳ نمایش داده شده است. در سیستم قدرت ۱۴ باس، ۲۰ خط انتقال، ۲ واحد G2P، ۲ واحد تولیدی غیرگازی و ۳ ترانسفورماتور وجود دارد [۲۰]. همچنین، در سیستم گاز مذکور، ۶ لوله انتقال گاز، ۲ چاه گاز، ۳ کمپرسور و ۱ واحد P2G وجود دارد [۲۱]. مجموع توان نصب‌شده و توان مصرفی در سیستم قدرت به ترتیب برابر ۵۹۰ و ۲۵۹ مگاوات است. علاوه بر این، جدول اطلاعات ورودی در جدول ۱ آمده است. همچنین، شبیه‌سازی‌های انجام‌شده در این مقاله، در نرم‌افزارهای MATLAB، GAMS و Python صورت گرفته‌اند.

جدول (۱): اطلاعات ورودی

| ضریب تبدیل انرژی | گره گازی | باس | توان نامی (MW) | المان |
|------------------|----------|-----|----------------|-------|
| ۰/۱۵ | ۵ | ۱ | ۲۲۰ | G1 |
| ۰/۱۵ | ۷ | ۳ | ۷۰ | G2 |
| ۰/۷ | ۲ | ۶ | ۵۰ | P2G |

الف) حالت ۱

در این حالت، در ابتدا نرخ خرابی تمام تجهیزات برابر ۰/۰۲ و ۰/۰۵ قرار داده می‌شود و فلوچارت شکل ۲ (بدون تولید اعداد تصادفی برای نرخ‌ها) اجرا می‌شود. نتایج حاصل از شبیه‌سازی در این حالت، در شکل ۴ نمایش داده شده‌اند. مطابق با این شکل، زمانی که شاخص همگرایی SMCS براساس رابطه (۳۰) به مقدار ۰/۰۵ رسیده باشد، شبیه‌سازی متوقف شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهند هرچه نرخ خرابی تجهیزات IPGS بیشتر باشد، میزان توان تأمین‌نشده مورد انتظار در هر دو سیستم بیشتر می‌شود. همچنین،

مطابق با مطالب بیان‌شده در بخش ۲، شاخص‌های قابلیت اعتماد IPGS با استفاده از روابط (۲۷)–(۲۹) محاسبه می‌شود. روند ارزیابی قابلیت اعتماد IPGS با استفاده از روش SMCS که در نرم‌افزار متلب پیاده‌سازی شده، در فلوچارت شکل ۲ نمایش داده شده است. تفاوت روند SMCS ارائه‌شده در مرجع [۱۰] با روند پیشنهادی، مدل‌سازی عدم قطعیت نرخ‌های خرابی و تعمیر است که به‌ازای هر بردار از نرخ‌ها، SMCS مجدداً تکرار می‌شود. نرخ خرابی و تعمیر کلیه المان‌های موجود در IPGS، بین ۰/۰۱ و ۰/۰۵ در نظر گرفته شده است [۱۴]؛ بنابراین، روند ارزیابی قابلیت اعتماد پیشنهادی، براساس شکل ۲، عبارت است از:

گام ۱: در ابتدا وضعیت کلیه اجزای سیستم سالم فرض می‌شود. سپس با تولید اعداد تصادفی بین ۰/۰۱ و ۰/۰۵ براساس توزیع یکنواخت، نرخ خرابی و تعمیر تعیین می‌شود. در این قسمت، مؤلفه سناریو $S=I$ قرار داده می‌شود.

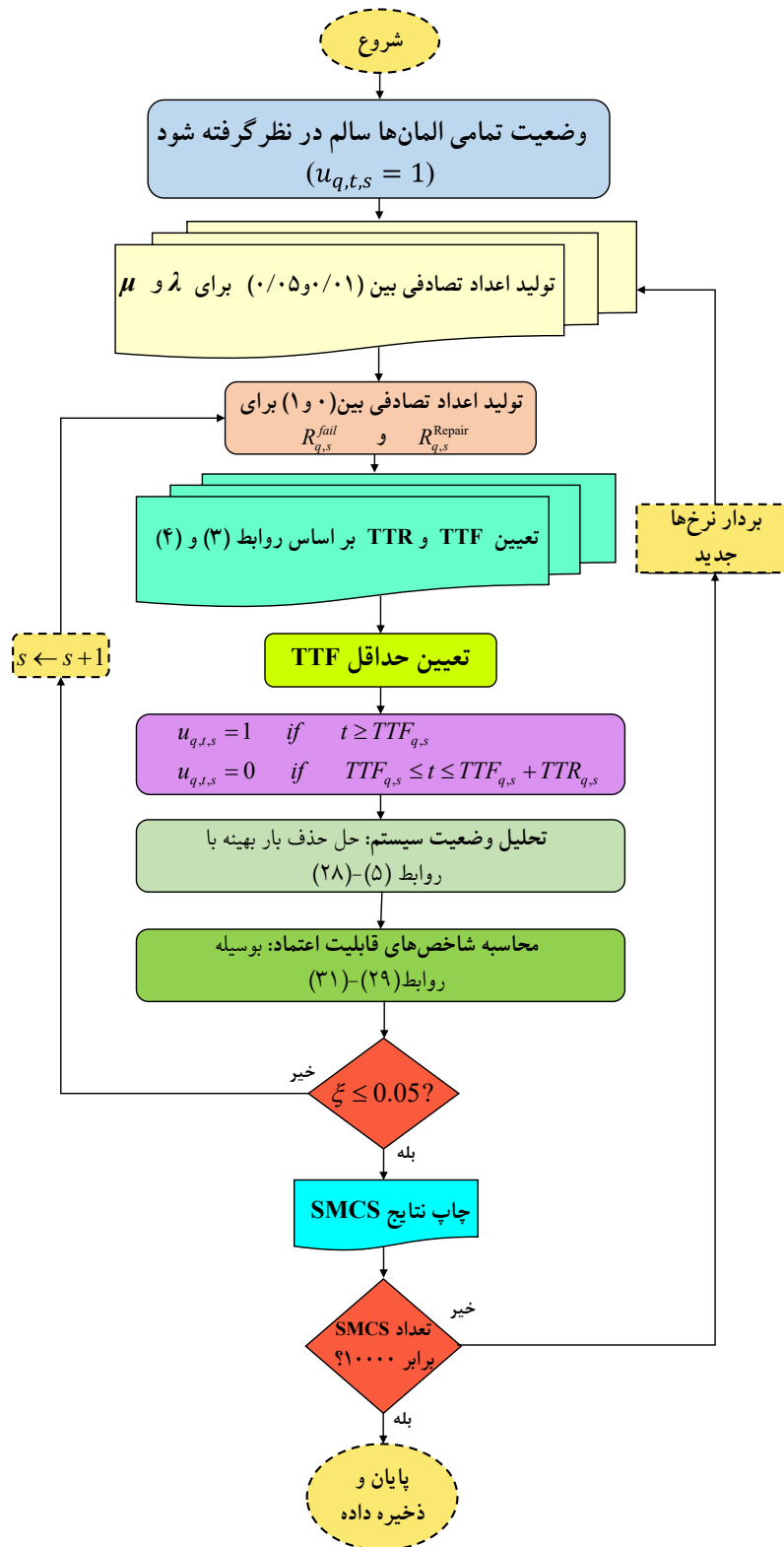
گام ۲: پس از تعیین نرخ‌ها، اعداد تصادفی بین ۰ و ۱ برای پارامترهای قابلیت اعتماد و محاسبه TTF و TTR براساس روابط (۱) و (۲) تولید می‌شوند و سپس وضعیت هر المان تعیین می‌شود.

گام ۳: براساس وضعیت تعیین‌شده المان‌ها در گام ۲، برنامه حذف بار بهینه براساس روابط (۳)–(۲۶) در نرم‌افزار GAMS اجرا می‌شود و شاخص‌های قابلیت اعتماد IPGS براساس روابط (۲۷)–(۲۹) محاسبه می‌شوند.

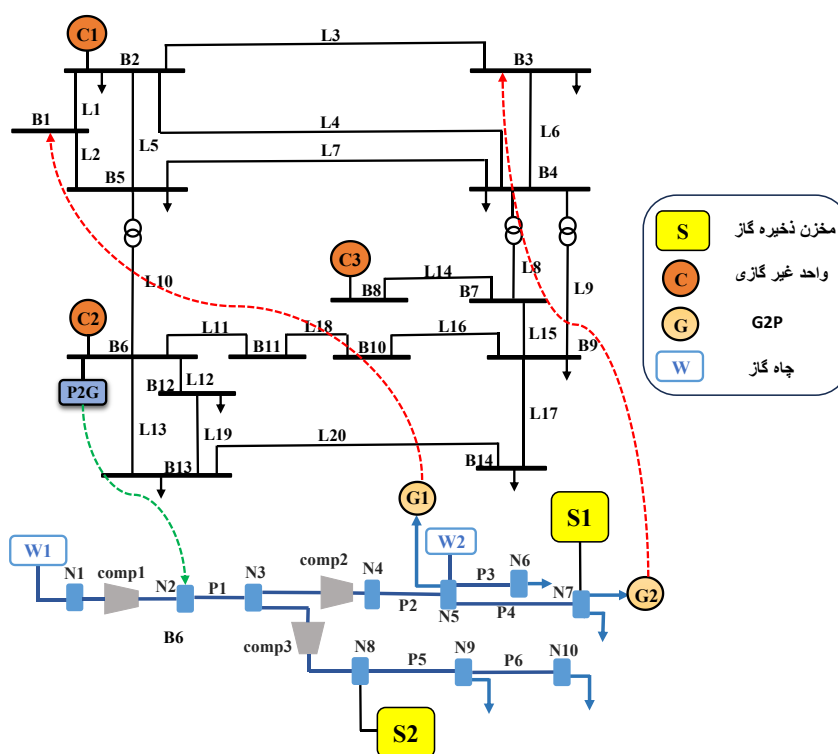
گام ۴: در این گام، شاخص همگرایی SMCS براساس رابطه (۳۰) محاسبه می‌شود. اگر مقدار این شاخص، کمتر از ۰/۰۵ شود، SMCS همگرا شده است؛ در غیر این صورت، به گام ۲ برمی‌گردد. اگر شبیه‌سازی همگرا شده باشد، مقادیر نرخ‌های تولیدشده در گام ۱ و مقادیر شاخص‌های قابلیت اعتماد ذخیره می‌شوند.

گام ۵: SMCS در این مقاله، به تعداد ۱۰۰۰۰ عدد تصادفی تولیدشده برای نرخ‌ها در گام ۱ انجام می‌گیرد تا بتوان داده کافی برای آموزش الگوریتم‌های یادگیری ماشین

خلاصه نتایج حاصل در شکل ۴ و جدول ۲ نمایش داده شده‌اند.



شکل (۲): الگوریتم ارزیابی قابلیت اعتماد پیشنهادی

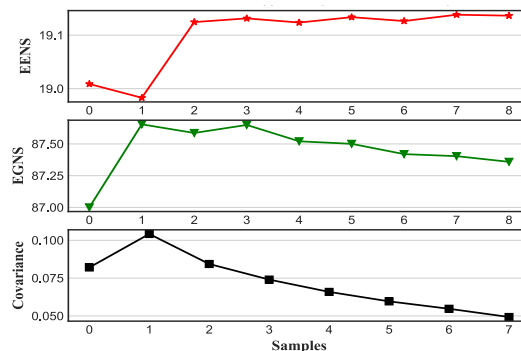


شکل (۳): سیستم قدرت و گاز مطالعه‌شده

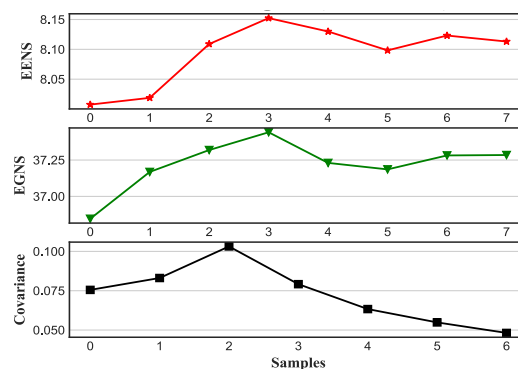
جدول (۲): نتایج SMCS در حالت ۱

| نرخ | EENS* | EGNS | EEGNS | زمان (دقیقه) |
|-----------------------------|--------|--------|---------|--------------|
| ۰/۰۲ | ۸/۱۳۸ | ۳۷/۲۸۴ | ۴۵/۴۲۲ | ۳۵ |
| ۰/۰۵ | ۱۹/۱۳۴ | ۸۷/۳۷۱ | ۱۰۶/۵۰۵ | ۴۲ |
| *(10 ⁴ MWh/year) | | | | |

سپس، با اجرای کامل فلوچارت شکل ۲ و تولید اعداد تصادفی برای نرخ‌ها به تعداد ۱۰۰۰۰ بار، توزیع داده‌های تولیدشده برای شاخص‌های قابلیت اعتماد به صورت شکل ۵ است. در این شکل، حد ماکزیمم توزیع برای هر شاخص در حالتی رخ می‌هد که تمامی نرخ‌های خرابی تصادفی تولیدشده برابر ۰/۰۵ باشد؛ برای مثال، هنگامی که این حالت رخ دهد، مقدار EENS برابر ۱۹/۲۵ می‌شود. شایان ذکر است نمودار توزیع داده در شکل ۵، مقادیر نرمالیزشده شاخص‌های مدنظر است و مقدار ۱، به معنی مقدار ماکزیمم آنها است.



(الف)

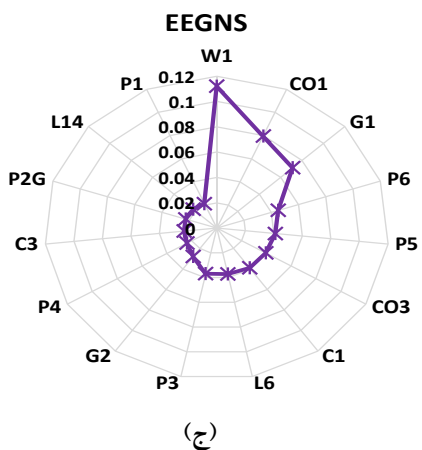
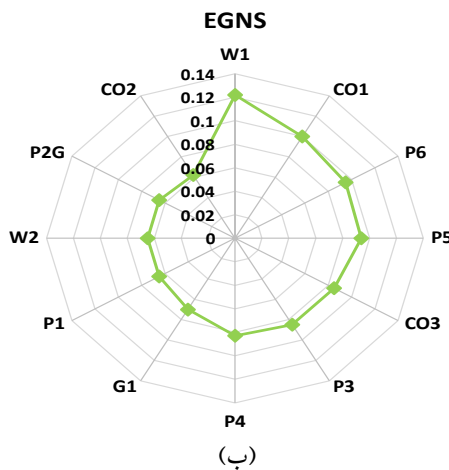
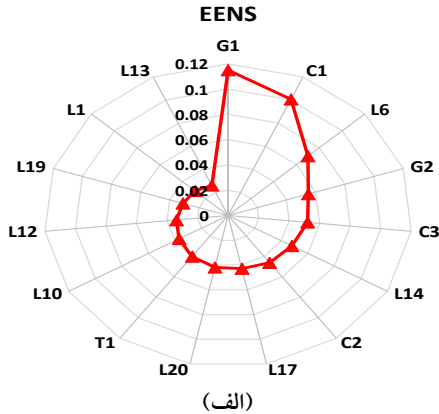


(ب)

شکل (۴): نتایج SMCS؛ الف) نرخ خرابی ۰/۰۵

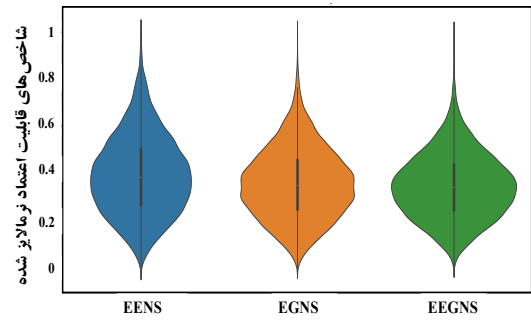
ب) نرخ خرابی ۰/۰۲

دقت مدل در تعداد ویژگی‌های متفاوت بررسی شود تا بتوان تعداد ویژگی‌های بهینه را تعیین کرد.



شکل (۶): اهمیت المان‌ها بر هر شاخص قابلیت اعتماد

در شکل ۷، دقت الگوریتم رگرسیون برحسب تعداد ویژگی‌ها نمایش داده شده است. در این شکل، شاخص‌های



شکل (۵): توزیع داده شاخص‌های قابلیت اعتماد

پس از اجرا الگوریتم RF روی داده پیش‌پردازش شده، در تکرار اول (در حضور تمام ویژگی‌ها) ۱۵ المان اول از نظر اهمیت استخراج شده که در شکل ۶ آمده‌اند. در شکل (۶-الف)، G1 و C1 دارای بیشترین اهمیت‌اند؛ زیرا این واحدها، سهم بزرگی از کل بار را در شبکه قدرت تأمین می‌کنند و افزایش نرخ خرابی در این المان‌ها به افزایش چشمگیر EENS منجر می‌شود. عمدتاً واحدهای با ظرفیت تولید بالا، اهمیت بالاتری دارند. همچنین، در سیستم گاز (شکل ۶-ب)، W1 دارای بالاترین اهمیت بر EEGNS است؛ به این دلیل که این چاه حدود ۸۵ درصد از کل بار سیستم گاز را تأمین می‌کند. همچنین، به دلیل خاصیت شعاعی سیستم گاز مطالعه‌شده، لوله‌های انتقال گاز و کمپرسورها تقریباً اهمیت یکسان دارند؛ به این علت که با خرابی کمپرسورها یا لوله‌های انتقال، به هر حال بار بزرگی در شبکه، توسط چاه W1 تأمین نخواهد شد.

در شکل (۶-ج) نیز اهمیت المان‌ها بر شاخص EEGNS نمایش داده شده است. در این شاخص، المان‌های پراهمیت در سیستم گاز طبیعی، بالاترین اهمیت را در این شاخص دارند؛ به این دلیل که با هر گونه اختلال در المان‌های پراهمیت سیستم گاز (مانند چاه W1 یا کمپرسور CO1)، علاوه بر اینکه به حذف بار در سیستم گاز منجر می‌شود، به دلیل اهمیت بالای G1 در سیستم قدرت، به حذف بار در سیستم قدرت نیز منجر می‌شود.

بر اساس رده‌بندی انجام‌شده، ویژگی‌های با اهمیت پایین، حذف و ویژگی‌های پراهمیت نگه داشته می‌شوند؛ اما در الگوریتم رگرسیون XGBoost، تعداد بهینه ویژگی‌ها متناسب تعیین می‌شود؛ بنابراین در الگوریتم رگرسیون، باید

می‌شود.

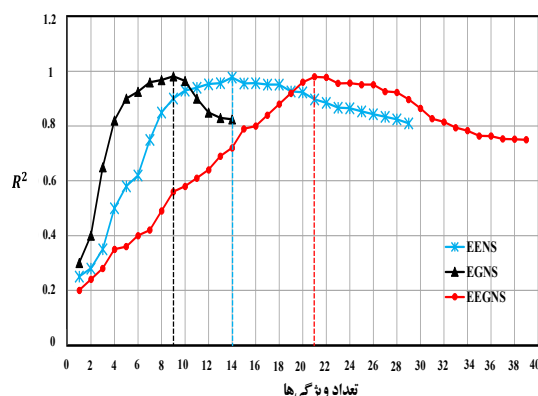
جدول (۳): نتایج SMCS در حالت ۲

| نرخ | EENS | EGNS | EEGNS | زمان (دقیقه) |
|---------------------------|--------|--------|--------|--------------|
| ۰/۰۲ | ۷/۹۸۱ | ۳۵/۰۵۲ | ۴۳/۰۳۳ | ۴۱ |
| ۰/۰۵ | ۱۸/۸۶۳ | ۸۰/۱۵۳ | ۹۹/۰۱۶ | ۴۵ |
| 10 ⁴ MWh/year) | | | | |

در مرحله بعد، با اجرای فلوچارت شکل ۲، داده مدنظر در حالتی محاسبه می‌شود که منابع ذخیره گازی حضور دارند. پس از پیش‌پردازش این داده، وارد الگوریتم RF می‌شود و مجدداً المان‌ها براساس اهمیت رده‌بندی می‌شوند که در شکل ۸ نمایش داده شده است. مطابق با نتایج حاصل برای شاخص EENS (شکل ۸-الف)، با اضافه شدن مخازن ذخیره گاز، تغییری در رده‌بندی المان‌های پراهمیت سیستم قدرت رخ نداده است؛ زیرا تزریق گاز منابع ذخیره گاز همواره یک نرخ مشخص دارد و همچنین تبدیل انرژی در G2Pها دارای نرخ تبدیل است؛ بنابراین، افزودن این المان‌ها اثر چندانی بر رده‌بندی نداشته است؛ اما با افزودن این المان‌ها، رده‌بندی المان‌ها در سیستم گاز دچار تغییرات مهمی شده است. با افزودن منبع S2 روی گره گازی ۸، المان‌های P5 و P6 دارای اهمیت بالاتری نسبت به این مخزن خواهند بود؛ به این علت که در صورت خرابی این دو لوله، مخزن قادر به تخلیه گاز برای بارهای موجود در گره‌های ۹ و ۱۰ نخواهد بود. همچنین، مخزن S1 اهمیت کمتری نسبت به لوله‌های P3 و P4 دارد؛ زیرا در صورت خرابی این دو لوله، این مخزن قادر به شارژ از طریق چاه W2 نخواهد بود.

مقایسه نتایج شبیه‌سازی: نتایج شبیه‌سازی‌های انجام‌شده در حالت ۱، بدون حضور منابع ذخیره گاز انجام شد. شاخص‌های قابلیت اعتماد مدنظر که در جدول ۲ ارائه شدند، متناسب با نتایج مرجع [۱۴] هستند که صحت عملکرد مدل پیشنهادی را تضمین می‌کند. همچنین، نتایج حاصل از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، در وضعیت مشابهی با این مرجع‌اند که تضمین‌کننده اجرای دقیق الگوریتم‌های یادگیری ماشین هستند.

EENS، EGNS و EEGNS، برای دستیابی به دقت بالا به ترتیب به تعداد ۱۴، ۹ و ۲۱ ویژگی نیاز دارند.



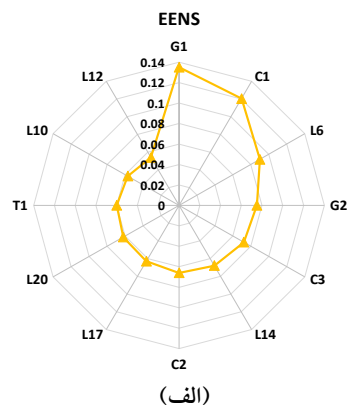
شکل (۷): دقت الگوریتم XGBoost در تعداد ویژگی‌های متفاوت

(ب) حالت ۲: سیستم با حضور منابع ذخیره گاز

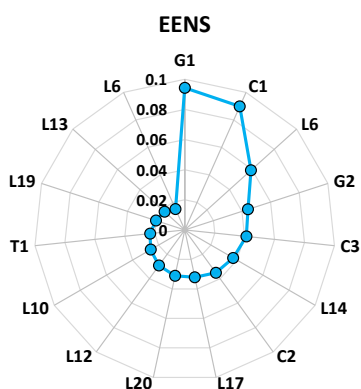
در این حالت، با در نظر گرفتن منابع ذخیره گازی مطابق شکل ۳، مجدداً با نرخ‌های ۰/۰۲ و ۰/۰۵ انجام شده و شاخص‌های قابلیت اعتماد محاسبه می‌شوند. نتایج حاصل از این شبیه‌سازی در جدول ۳ آورده شده‌اند. براساس این نتایج، با افزودن منابع ذخیره گاز، شاخص EENS به مقدار ۲/۱۲ درصد بهبود یافته و این در حالی است که EGNS به مقدار ۸/۳ درصد ارتقا یافته است. علت ارتقای بیشتر قابلیت اعتماد سیستم گاز نسبت به سیستم قدرت، این است که با افزودن منابع ذخیره گاز، به‌گونه‌ای از خاصیت شعاعی آن کاسته می‌شود و بر اثر خرابی المان‌های بالادست، مخازن ذخیره گاز قادر به تأمین بخشی از بار خواهند بود.

گفتنی است نرخ شارژ و تخلیه منابع ذخیره گازی (رابطه ۲۳)، تأثیر به‌سزایی در عملکرد آنها دارد. متناسب با این موضوع، در سناریوهایی که تجهیزات بالادست این منابع دچار خرابی نشده‌اند و قادر به تحویل انرژی گازی به آنها هستند، این منابع سیکل شارژ خود را طی می‌کنند. به‌طور معکوس، زمانی است که این منابع شارژ هستند و بر اثر خرابی تجهیزات بالادست و شرایط اضطراری، سیکل تخلیه خود را طی و متناسب با ظرفیت موجود بار را تأمین می‌کنند. مبتنی بر این فرایند، سیستم، قادر به تأمین بار بیشتری است که متعاقباً ارتقای قابلیت اعتماد حاصل

عملکرد دو سیستم داشته است. در نهایت، با افزودن منابع ذخیره‌ساز، رده‌بندی المان‌ها نیز دستخوش تغییرات چشمگیری شده است؛ زیرا این منابع نقش بسیار حیاتی در تأمین بارهای گازی دارند که از چاه‌های گازی دور هستند. همچنین، به منظور مقایسه عملکرد الگوریتم دسته‌بندی RF، در حالت ۱، رده‌بندی المان‌های سیستم قدرت مجدداً به کمک شبکه عصبی پیچشی (CNN²) انجام گرفته که یک الگوریتم یادگیری عمیق است که نتایج آن در شکل ۹ نمایش داده شده‌اند.



(الف)

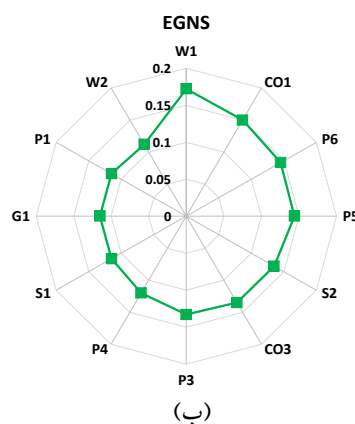


شکل (۹): اهمیت المان‌های سیستم قدرت شاخص قابلیت اعتماد EENS استخراج شده توسط شبکه عصبی CNN

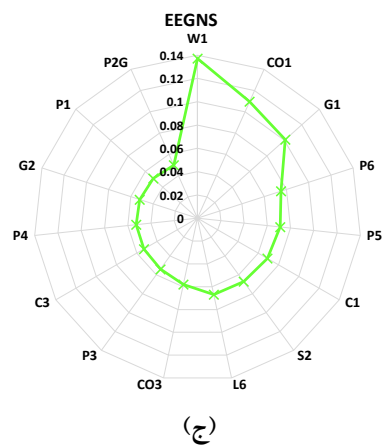
مطابق با شکل ۹، رده‌بندی المان‌ها در اولویت‌های بالاتر، نسبت به الگوریتم RF تغییری نکرده است و تنها در المان‌ها با رده پایین جابه‌جایی‌هایی انجام شده‌اند. این تغییرات به دلیل مقادیر تنظیمی الگوریتم و تفاوت در مدل‌سازی ریاضی این دو الگوریتم است [۲۲].

۶- نتیجه گیری

در این مقاله روش جدیدی برای ارزیابی قابلیت اعتماد IPGS در حضور منابع ذخیره‌ساز با در نظر گرفتن عدم قطعیت در نرخ خرابی تجهیزات ارائه شد. در این روش، با استفاده از الگوریتم RF، تجهیزات براساس اهمیت و تأثیرشان بر شاخص‌های قابلیت اعتماد رده‌بندی شدند. به منظور تعیین رابطه کمی بین پارامترهای دارای عدم قطعیت و شاخص‌ها نیز الگوریتم XGBoost استفاده شد. همچنین، اثر منابع ذخیره‌سازی گاز بر قابلیت اعتماد سیستم



(ب)



(ج)

شکل (۸): اهمیت المان‌ها بر هر شاخص قابلیت اعتماد

براساس نتایج حاصل در حالت ۲، با افزودن منابع ذخیره‌ساز گازی، قابلیت اعتماد سیستم گاز طبیعی به میزان ۸/۳ درصد بهبود یافته است؛ بنابراین، نسبت به مرجع [۱۴]، شاخص قابلیت اعتماد سیستم گاز طبیعی کاهش چشمگیری داشته است. همچنین، رده‌بندی المان‌ها براساس میزان اهمیت آنها در حالت ۱، تأثیر بسیار مطلوبی در وضعیت و

$$GF_{p,t,s} | GF_{p,t,s} | = f(GF_{p,t,s}) \approx f(GF_{p,t,s,1}) + \sum_{k=1}^M [f(GF_{p,t,s,k+1}) - f(GF_{p,t,s,k})] \delta_{p,t,s,k} \quad (34)$$

$$= k_p (\Pi_{n,s,t} - \Pi_{m,s,t})$$

$$GF_{p,t,s} = GF_{p,t,s,1} + \sum_{k=1}^M [GF_{p,t,s,k+1} - GF_{p,t,s,k}] \delta_{p,t,s,k} \quad (35)$$

$$\delta_{p,t,s,k+1} \leq \zeta_{p,t,s,k} \leq \delta_{p,t,s,k} \quad (36)$$

$$0 \leq \delta_{p,t,s,k} \leq 1 \quad (37)$$

$$\zeta_{p,t,s,k} \in \{0,1\} \quad (38)$$

۷- ضمیمه ۱

قدرت و گاز طبیعی نیز بررسی شده است. مطابق نتایج حاصل، با افزودن منابع ذخیره‌سازی گازی، به دلیل کاهش خاصیت شعاعی سیستم گاز طبیعی قابلیت اعتماد آن به مقدار ۸/۳ درصد افزایش یافت. همچنین، قابلیت اعتماد سیستم قدرت به میزان ۲/۱۲ درصد بهبود یافت. بهبود قابلیت اعتماد سیستم قدرت بر اثر افزودن منابع ذخیره گازی در سیستم گاز طبیعی، نمایان‌کننده اثر متقابل قابلیت اعتماد هر سیستم بر سیستم دیگر است.

۸- ضمیمه ۲

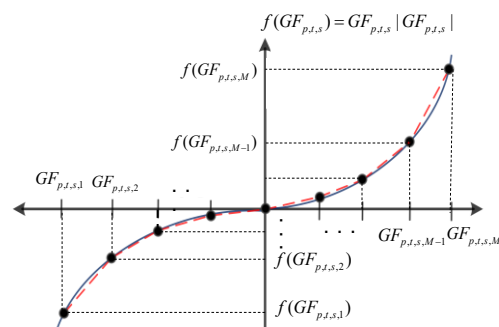
در IPGS تعداد بسیار زیادی المان وجود دارد که هر المان در مجموعه داده تولیدشده به معنی یک ویژگی است. در الگوریتم‌های یادگیری ماشین، حجم داده آموزش، با افزایش تعداد ویژگی‌ها به‌طور نمایی افزایش می‌یابد که متعاقباً به بیش‌برازش منجر می‌شود. همچنین، ویژگی‌های تکراری ممکن است موجب کاهش دقت در آموزش الگوریتم شود. برای رفع این چالش‌ها، انتخاب ویژگی براساس الگوریتم RF پیشنهاد شده است. در این روش، ویژگی‌های مهم و تأثیرگذار، انتخاب و به‌طور ساده، ویژگی‌های کم‌اهمیت حذف می‌شوند و اثر آنها به ویژگی‌های مشابه با اهمیت بالاتر اضافه می‌شود. الگوریتم طبقه‌بندی RF، از جمله الگوریتم‌های جمعی به حساب می‌آید؛ زیرا از تعداد زیادی درخت تصمیم تشکیل شده است. انتخاب ویژگی در یادگیری ماشین یک پیوند مهم در کار مدل‌سازی است. در اینجا، طبقه‌بندی ویژگی‌ها یا به زبان دیگر، طبقه‌بندی اهمیت المان‌ها، با این دو الگوریتم انجام می‌شود. پس از دسته‌بندی المان‌ها، نتایج هر الگوریتم به‌طور جداگانه وارد الگوریتم رگرسیون XGBoost می‌شوند تا ارتباط کمی ویژگی‌ها با مقادیر خروجی هدف محاسبه شود.

۸-۱- فلوجارت مدل یادگیری ماشین

در این بخش، جزئیات کامل مدل یادگیری ماشین

تمامی روابط (۳) تا (۲۶)، به‌جز رابطه (۱۱) خطی‌اند و از نظر حل قابل تحمل هستند. رابطه (۱۱)، یک رابطه غیرخطی و غیرمحدب است که به پیچیدگی حل مسئله و افزایش چشمگیر زمان حل مسئله منجر می‌شود؛ ازاین‌رو، با استفاده از روش خطی‌سازی تکه خطی استفاده می‌شود [۲۳]. براساس این، قسمت $GF_{p,t,s} | GF_{p,t,s}$ ، به‌عنوان یک تابع غیرخطی با نام $f(GF_{p,t,s})$ در نظر گرفته می‌شود. براساس شکل (۱۰)، تابع $f(GF_{p,t,s})$ با تقسیم $GF_{p,t,s}$ به $M-1$ تکه تقسیم می‌شود.

براساس این، قسمت $GF_{p,t,s} | GF_{p,t,s}$ ، با استفاده از روابط (۳۴) تا (۳۸) جایگزین و خطی‌سازی می‌شود؛ اما در رابطه (۱۱)، همچنان توان دو فشار گاز $(\psi_{n,s,t}^2)$ باعث غیرخطی شدن مسئله می‌شود؛ ازاین‌رو، با معرفی متغیر جدید و جایگزینی با این ترم به‌صورت $\Pi_{n,s,t} = \psi_{n,s,t}^2$ ، رابطه به‌طور کامل خطی‌سازی می‌شود.



شکل (۱۰): نحوه خطی‌سازی رابطه پخش گاز با روش

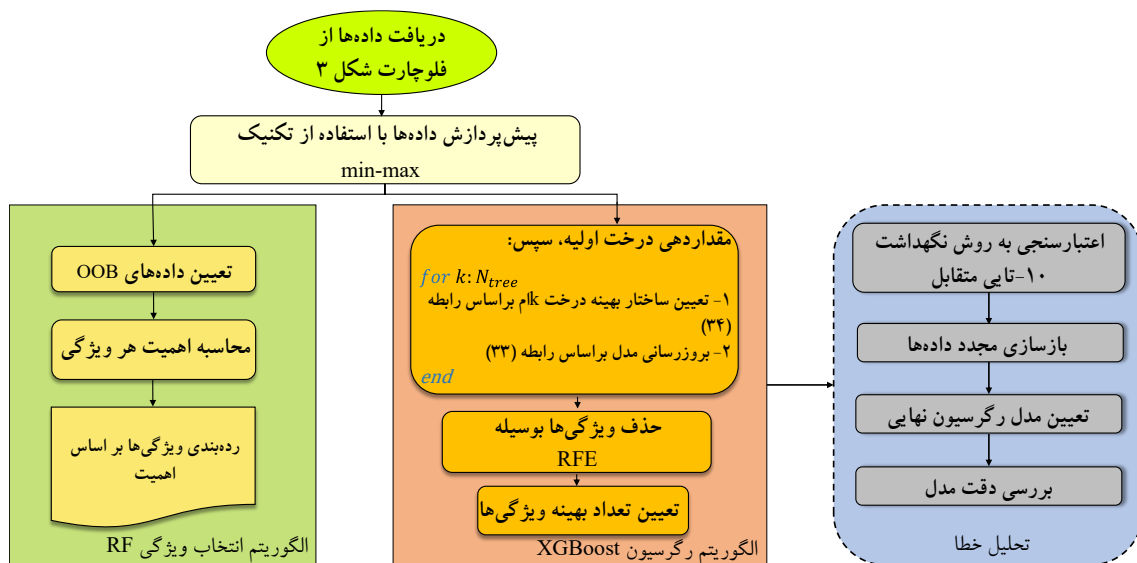
تکه خطی

ویژگی‌ها براساس اهمیت رده‌بندی می‌شوند.

- داده‌های پیش‌پردازش شده وارد الگوریتم رگرسیون XGBoost می‌شوند و براساس تابع هدف رابطه (۳۲)، درخت‌های تصمیم بهینه می‌شوند. سپس ساختار کلی مدل رگرسیون، براساس رابطه (۳۳) به‌روزرسانی می‌شود.
- به‌منظور بررسی نتایج حاصل از الگوریتم رگرسیون، نتایج با استفاده از تکنیک اعتبارسنجی نگهداشت ۱۰-تایی متقابل ارزیابی می‌شوند و دقت مدل بررسی می‌شود.

استفاده‌شده در این مقاله بررسی می‌شود که در شکل ۱۱ نمایش داده شده است. تمامی مراحل اجرای الگوریتم یادگیری ماشین به شرح زیر هستند:

- پیش‌پردازش اطلاعات ورودی است تا تمامی داده‌ها در مقیاس‌های مشخص و برابر قرار گیرند.
- به‌منظور تعیین اهمیت هر یک از ویژگی‌ها که نماینده هر المان در IPGS است، داده‌های پیش‌پردازش شده وارد الگوریتم طبقه‌بندی RF می‌شوند. در این الگوریتم،



شکل (۱۱): فلوچارت مدل یادگیری ماشین

- gas pressure reduction stations," *Energy Conversion and Management*, Vol. 200, p. 112079, 2019.
- [5] Y. Allahvirdizadeh, H. Shayanfar, and M. P. Moghaddam, "Coordinated multi-stage expansion planning of transmission system and integrated electrical, heating, and cooling distribution systems," *IET Renewable Power Generation*, Vol. 17, No. 2, pp. 413-457, 2023.
- [6] A. Bagheri, H. Monsef, and H. Lesani, "Integrated distribution network expansion planning incorporating distributed generation considering uncertainties, reliability, and operational conditions," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 73, pp. 56-70, 2015.
- [7] C. Wang, H. Xie, Z. Bie, G. Li, and C. Yan, "Fast supply reliability evaluation of integrated power-gas system based on stochastic capacity network model and importance sampling," *Reliability*

مراجع

- [1] S. M. Nosratabadi, R. A. Hooshmand, and E. Gholipour, "A comprehensive review on microgrid and virtual power plant concepts employed for distributed energy resources scheduling in power systems," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 67, pp. 341-363, 2017.
- [2] J. Fang, Q. Zeng, X. Ai, Z. Chen, and J. Wen, "Dynamic optimal energy flow in the integrated natural gas and electrical power systems," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol. 9, No. 1, pp. 188-198, 2017.
- [3] J. He *et al.*, "Decentralized optimization of multi-area electricity-natural gas flows based on cone reformulation," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 33, No. 4, pp. 4531-4542, 2017.
- [4] C. Li, S. Zheng, J. Li, and Z. Zeng, "Optimal design and thermo-economic analysis of an integrated power generation system in natural

- [19] T. Chen and C. Guestrin, "Xgboost: A scalable tree boosting system," in *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, 2016, pp. 785-794.
- [20] A. Saadat, R.-A. Hooshmand, and M. Tadayon, "Flicker propagation pricing in power systems using a new short-circuit-based method for determining the flicker transfer coefficient," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 70, pp. 1-9, 2020.
- [21] S. Wu, R. Z. Rios-Mercado, E. A. Boyd, and L. R. Scott, "Model relaxations for the fuel cost minimization of steady-state gas pipeline networks," *Mathematical and Computer Modelling*, Vol. 31, No. 2-3, pp. 197-220, 2000.
- [22] Y. Peng, et al., "Feature selection and deep neural networks for stock price direction forecasting using technical analysis indicators," *Machine Learning with Applications*, Vol. 5, p. 100060, 2021.
- [23] M. Sang, Y. Ding, M. Bao, S. Li, C. Ye, and Y. Fang, "Resilience-based restoration strategy optimization for interdependent gas and power networks," *Applied Energy*, Vol. 302, p. 117560, 2021.
- [9] E. Tomasson and L. Söder, "Improved importance sampling for reliability evaluation of composite power systems," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 32, No. 3, pp. 2426-2434, 2016.
- [10] W. Li, *Reliability assessment of electric power systems using Monte Carlo methods*, Springer Science & Business Media, 2013.
- [11] J. Zhao et al., "Reliability evaluation of community integrated energy systems based on fault incidence matrix," *Sustainable Cities and Society*, Vol. 80, p. 103769, 2022.
- [12] Z. Li, W. Wu, B. Zhang, and X. Tai, "Analytical reliability assessment method for complex distribution networks considering post-fault network reconfiguration," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 35, No. 2, pp. 1457-1467, 2019.
- [13] S. Li, T. Ding, W. Jia, C. Huang, J. P. Catalão, and F. Li, "A machine learning-based vulnerability analysis for cascading failures of integrated power-gas systems," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 37, No. 3, pp. 2259-2270, 2021.
- [14] S. Li, T. Ding, C. Mu, C. Huang, and M. Shahidehpour, "A machine learning-based reliability evaluation model for integrated power-gas systems," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 37, no. 4, pp. 2527-2537, 2021.
- [15] G. Li, Y. Huang, Z. Bie, and T. Ding, "Machine-learning-based reliability evaluation framework for power distribution networks," *IET Generation, Transmission & Distribution*, Vol. 14, No. 12, pp. 2282-2291, 2020.
- [16] Z. Zeng, T. Ding, Y. Xu, Y. Yang, and Z. Dong, "Reliability evaluation for integrated power-gas systems with power-to-gas and gas storages," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 35, No. 1, pp. 571-583, 2019.
- [17] W. Xue and T. Wu, "Active learning-based XGBoost for cyber physical system against generic ac false data injection attacks," *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 144575-144584, 2020.
- [18] K. Fawagreh, M. M. Gaber, and E. Elyan, "Random forests: from early developments to recent advancements," *Systems Science & Control Engineering: An Open Access Journal*, Vol. 2, No. 1, pp. 602-609, 2014.

فهرست علامت‌های اختصاری

اندیس‌ها

| | |
|--------|---------------------------|
| q | اندیس المان‌ها |
| c | اندیس ژنراتورهای غیرگازی |
| g | اندیس G2P‌ها |
| e | اندیس P2G‌ها |
| l | اندیس خطوط انتقال توان |
| i, j | اندیس باس‌ها |
| n, m | اندیس گره‌های گازی |
| p | اندیس لوله‌های انتقال گاز |
| w | اندیس چاه‌های گاز |

پارامترها

| | |
|---------------------------------------|--------------------------------------|
| $R_{q,s}^{fail} / R_{q,s}^{Re\ pair}$ | قابلیت اعتماد خرابی / تعمیر المان‌ها |
| $P_{i,t,s}^D$ | توان مصرفی در سیستم قدرت |
| $F_{n,s,t}^D$ | توان مصرفی در سیستم گاز |
| X_l | اندوکتانس خطوط انتقال |

| | | | |
|------------------------------------|--|------------------------------|--------------------------------------|
| $F_{w,n,s,t}^{well}$ | میزان گاز تولیدی چاه گاز | k_p | ضریب ثابت لوله‌های انتقال گاز |
| $F_{e,n,s,t}^{P2G}$ | میزان گاز تولیدی واحدها P2G | χ | ضریب تقویت فشار گاز کمپرسورها |
| $F_{g,n,s,t}^{G2P}$ | میزان گاز مصرفی واحدها G2P | η_e | راندمان واحدهای P2G |
| $GF_{p,t,s}$ | شارش گاز در لوله انتقال گاز | β_g | ضریب مصرف گاز واحدهای G2P |
| $\psi_{n,s,t}$ | فشار گاز در گره گازی | $\tau_r^{in} / \tau_r^{out}$ | نرخ شارژ / دشارژ منابع ذخیره گازی |
| $G_{r,t,s}^{in} / G_{r,t,s}^{out}$ | میزان گاز شارژ / دشارژ شده منابع ذخیره گازی | | |
| $h_{r,t,s}^{in} / h_{r,t,s}^{out}$ | متغیر باینری شارژ / دشارژ منابع ذخیره گاز | $L_{i,t,s}^P / L_{n,t,s}^G$ | میزان بار الکتریکی / گازی تأمین نشده |
| $S_{r,t,s}$ | میزان گاز ذخیره شده در منابع ذخیره گازی | $P_{c,i,t,s}^{TG}$ | توان تولیدی واحدها غیرگازی |
| | | $P_{c,i,t,s}^{G2P}$ | توان تولیدی واحدها G2P |
| | | $P_{e,i,t,s}^{P2G}$ | توان مصرفی واحدها P2G |
| | | $PF_{l,t,s}$ | توان عبوری از خطوط انتقال توان |
| | | $\theta_{i,t,s}$ | زاویه ولتاژ |

متغیرها¹ 10-fold cross validation² Convolutional Neural Network

