



Computational Intelligence in Electrical Engineering
Vol. 16, No. 4, 2026
pp. 15-30
Research Paper

A Data-Driven Chance Constraint Learning Approach for Dynamic Pricing of Operational Flexibility Considering Distribution Networks Security

Milad Zarei Golambahri¹, Amirhossein Abdollahi Nahrkhalagi¹, Meysam Doostizadeh¹

¹ Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Lorestan University, Khorramabad, Lorestan, Iran

Abstract:

The operation of distribution networks, due to uncertainties arising from the presence of renewable resources and responsive loads, requires the provision of flexibility as a novel approach in smart distribution networks. In this paper, flexibility provision is formulated as a bi-level optimization problem. At the upper level, the secure network operation model is presented. This level incorporates incentive pricing tariffs for responsive loads while covering chance constraints that guarantee network security indices. The chance constraints used at this level are modeled to rely on actual data rather than pre-defined probability distributions such as the normal distribution. In the process of converting chance constraints into deterministic constraints, machine learning methods such as linear regression and neural networks are employed. The lower level of the problem addresses the optimization of responsive loads' profit from flexibility provision. To transform the aforementioned bi-level problem into a solvable single-level problem, the lower-level optimization problem is replaced with its global optimality conditions and modeled as an equivalent constraint optimization problem. A 33-bus network with renewable resources is used to evaluate the proposed structure. The results indicate that the reliability of the neural network method in providing flexibility using dynamic tariffs is higher than other methods.

Keywords: Operational Flexibility, Chance-Constrained Optimization, Chance-Constrained Learning.



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.2026.145536.1743>

یک رویکرد یادگیری قید شانس داده‌محور برای قیمت‌گذاری پویای انعطاف‌پذیری

بهره‌برداری با در نظر گرفتن امنیت شبکه‌های توزیع

میلاد زارعی گلام بحر^۱، امیرحسین عبدالهی نهر خلجی^۲، میثم دوستی زاده^۳ 

۱- دانشجوی دکتری، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه لرستان، خرم آباد، ایران

zaremi@fe.lu.ac.ir

۲- کارشناسی ارشد، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه لرستان، خرم آباد، ایران

mr.abdollahia@gmail.com

۳- دانشیار، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه لرستان، خرم آباد، ایران

doostizadeh.m@lu.ac.ir

چکیده: بهره‌برداری از شبکه‌های توزیع، به دلیل وجود نایقینی‌های ناشی از حضور منابع تجدیدپذیر و بارهای پاسخ‌گو، مستلزم تأمین انعطاف‌پذیری به عنوان یک رویکرد نوین در شبکه‌های توزیع هوشمند است. در این مقاله، تأمین انعطاف‌پذیری به صورت یک مسئله بهینه‌سازی دوسطحی مطرح می‌شود. در سطح بالای مسئله، مدل بهره‌برداری ایمن از شبکه مطرح می‌شود. در این سطح، ضمن ارائه تعرفه‌های قیمتی مشوق برای بارهای پاسخ‌گو، قیود شانس تضمین‌کننده شاخص‌های امنیت شبکه پوشش داده می‌شوند. قیود شانس استفاده‌شده در این سطح به گونه‌ای مدل‌سازی می‌شوند که به جای توزیع‌های احتمالی پیش‌فرض مانند توزیع نرمال، بر داده‌های واقعی استوار باشند. در فرایند تبدیل قیود شانس به قیود معین، از روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین مانند رگرسیون خطی و شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود. سطح پایین مسئله به بهینه‌سازی سود بارهای پاسخ‌گو از تأمین انعطاف‌پذیری اختصاص دارد. برای تبدیل مسئله دوسطحی یادشده به یک مسئله تک‌سطحی و قابل حل، مسئله بهینه‌سازی سطح پایین با شرایط بهینگی سراسری آن جایگزین و به صورت یک مسئله بهینه‌سازی با قیود معادل مدل می‌شود. از شبکه^{۳۳} شینه با حضور منابع تجدیدپذیر برای ارزیابی ساختار پیشنهادی استفاده می‌شود. نتایج نشان می‌دهند پایایی روش شبکه‌های عصبی در تأمین انعطاف‌پذیری با استفاده از تعرفه‌های پویا بیشتر از سایر روش‌هاست.

واژه‌های کلیدی: انعطاف‌پذیری در بهره‌برداری، بهینه‌سازی محدود به شانس، یادگیری قید شانس.

۱- مقدمه

شبکه‌های توزیع و حذف آلاینده‌های کربنی دارد، پژوهش‌ها نشان می‌دهند استفاده از یک خودروی برقی و یک پمپ حرارتی در یک منزل مسکونی تقاضای انرژی سالیانه آن مشترک را دو برابر می‌کند [۱]. با افزایش تقاضای انرژی، بهره‌برداری از شبکه‌های توزیع با چالش‌هایی مانند پرشدگی خطوط، نیاز به تولیدات رمپ انعطاف‌پذیر و مشکلات کیفیت ولتاژ و توان مواجه می‌شود [۲]. این چالش‌ها زمانی تشدید

گذار به سمت سیستم‌های انرژی سبز مستلزم الکتریکی‌سازی حوزه‌های مختلف مانند بخش گرمایش و سرمایش و حمل‌ونقل است. در این راستا، پمپ‌های حرارتی در بخش گرمایش و خودروهای برقی در بخش حمل‌ونقل در کشورهای مختلف با رشد فزاینده در حال گسترش هستند. اگرچه این گذار نتایج مطلوبی از نگاه هوشمندسازی

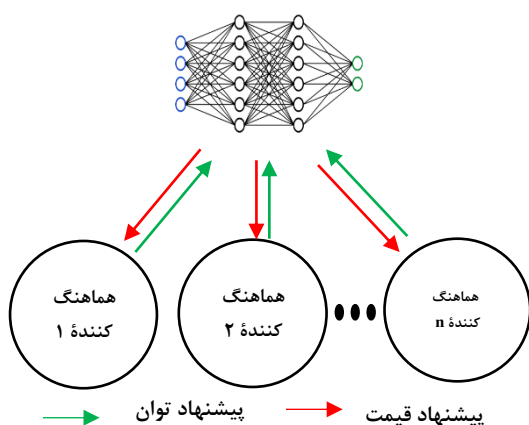
می‌شوند که مشترکین از نظر تصمیم‌گیری مستقل باشند و از دستورات بهره‌برداران شبکه‌های توزیع به صورت کامل تبعیت نکنند [۳]؛ زیرا مصرف‌کنندگان راهبردی به خاطر اولویت‌های اقتصادی خود معمولاً راهبردهایی مغایر با بهره‌برداری ایمن از شبکه و در راستای منافع اقتصادی خود اتخاذ می‌کنند [۴]. در چنین شرایطی، مفهوم انعطاف‌پذیری در بهره‌برداری از سیستم‌های انرژی مطرح می‌شود. انعطاف‌پذیری عبارت است از قابلیت یک سیستم قدرت برای اصلاح نقطه کار عادی خود در یک زمان محدود و بدون ایجاد اختلالات برنامه‌ریزی‌نشده که در پاسخ به نیازمندی‌های خارج از حیطه سیستم تأمین می‌شود [۵]. بهره‌برداران رویکردهایی را توسعه می‌دهند که از طرفی، بهره‌برداری ایمن از شبکه‌های توزیع را تضمین کند و از طرفی دیگر، در راستای خواسته‌های مشترکین باشد. به طور کلی، سه دسته سیاست توسط بهره‌برداران مطرح می‌شوند که عبارت‌اند از: (۱) کنترل مستقیم مصرف، (۲) توسعه بازارهای محلی انرژی و انعطاف‌پذیری [۶] و (۳) قیمت‌گذاری پویا [۷] به منظور تشویق مصرف‌کنندگان به مشارکت در بهره‌برداری ایمن از شبکه. در رویکرد نخست، بهره‌بردار به صورت مستقیم مصرف مشترکین را پایش و آن را به صورت بلادرنگ کنترل می‌کند. در این روش، بهره‌برداری ایمن از شبکه‌های توزیع تضمین می‌شود، اما به تدریج مشوق‌های موجود برای توسعه منابع تجدیدپذیر و بارهای مستقل از بین می‌روند. در روش دوم، بهره‌بردار شبکه با هماهنگی مصرف‌کنندگان و تولیدکنندگان محلی، انعطاف لازم را برای بهره‌برداری از شبکه و با استفاده از رویکردهای بازاری تأمین می‌کند. اما در روش سوم که اقتصادی‌ترین روش است، بهره‌برداران بدون نیاز به توسعه زیرساخت‌های اضافه بر شبکه و فقط با قیمت‌گذاری پویا، مصرف‌کنندگان را به مشارکت بهینه در بهره‌برداری از شبکه تشویق می‌کنند. برای مثال، در [۸]، یک مکانیسم قیمت‌گذاری پیشنهاد شده است که در آن، بر اساس یک ساختار دوسطحی، بهره‌بردار شبکه قیمت‌های داخلی را تعیین می‌کند و اعضا تبادلات انرژی را بر اساس مطلوبیت بهینه می‌کنند. یک مطالعه در [۹] یک مدل قیمت‌گذاری پویا را برای ایستگاه‌های شارژ EV معرفی می‌کند که عدم تعادل بار را با

استفاده از پیش‌بینی تقاضای روز بعد تصحیح می‌کند. در ساختار دوسطحی پیشنهادی در [۱۰]، قید عدالت در بازار به مسئله تعرفه‌گذاری راهبردی یک فروشنده کالا در نظر گرفته شده است. چالش اساسی در قیمت‌گذاری‌های صورت‌گرفته، در نظر نگرفتن نایقینی‌های حاکم بر شبکه‌های توزیع است. نایقینی‌های ذاتی که در تولیدات پراکنده و بارها وجود دارند، هر گونه راهبرد را برای قیمت‌گذاری تحت تأثیر قرار می‌دهند؛ به همین دلیل، قیمت‌گذاری با حضور نایقینی در پژوهش‌های اخیر شکل گرفته است. به منظور در نظر گرفتن نایقینی در بهره‌برداری از شبکه‌های توزیع روش‌هایی متعدد ارائه شده‌اند که عبارت‌اند از: روش‌های مبتنی بر احتمال، روش‌های مبتنی بر مجموعه و فواصل، روش‌های مبتنی بر ابهام و دانش ناقص و روش‌های ترکیبی [۱۱]. در این روش‌ها، تکیه بر توزیع‌های احتمالی معلوم است. این فرض که توزیع احتمالی داده‌ها معلوم باشد، در بهره‌برداری کوتاه مدت از شبکه‌های توزیع خطاهایی بزرگ به همراه خواهد داشت؛ زیرا رفتار منابع و مصرف‌کنندگان در بهره‌برداری‌های کوتاه‌مدت از توزیعی خاص پیروی نمی‌کند. در این راستا، مدل‌سازی نایقینی‌ها با در نظر گرفتن قیود شانس، به دلیل اینکه امکان مدیریت ریسک و تصمیم بهره‌برداران شبکه‌های توزیع در قبال نایقینی‌ها را فراهم می‌کند، توجه بسیاری را به خود جلب کرده است. برای مثال، در [۱۲] و [۱۳]، اساسی‌ترین مسئله بهره‌برداری از سیستم‌های قدرت، یعنی آرایش تولید با در نظر گرفتن قیود امنیت شبکه با حضور نایقینی توان واحدهای بادی، به صورت قید شانس بازبینی شده است. یک ساختار غیرمتمرکز بر پایه قیود شانس در شبکه‌های تجمیعی برق و هیدروژن با در نظر گرفتن قیود شبکه انتقال هیدروژن در [۱۴] ارائه شده است. در مراجع مرور شده، تبدیل قیود شانس به قیود معین به صورت ریاضیاتی صورت می‌گیرد. در روش‌های ریاضیاتی، قیود شانس با استفاده از توزیع‌های احتمالی ویژه‌ای صورت می‌گیرد؛ حال آنکه در بهره‌برداری بلادرنگ از شبکه‌های توزیع، نایقینی‌ها از توزیع‌های احتمالی پیش‌فرض مانند توزیع نرمال پیروی نمی‌کنند. از طرفی دیگر، نحوه مدل‌سازی عدم قطعیت‌ها روی اندازه‌گیری مقدار انعطاف‌پذیری تأثیر

می‌گذارد.

به طور کلی، روش‌های تخمین میزان انعطاف‌پذیری لازم برای بهره‌برداری ایمن از شبکه‌های توزیع به دو دسته روش‌های مدل‌محور و روش‌های داده‌محور تقسیم می‌شوند. در روش‌های مدل‌محور، سعی بر این است که بین انعطاف‌پذیری مورد نیاز در هر نقطه از شبکه و پارامترهای بهره‌برداری مانند دامنه ولتاژ و جریان عبوری از خطوط شبکه توزیع، یک رابطه ریاضی برقرار شود. بسته به مفروضات مدل، این رابطه ممکن است محدب یا غیرمحدب باشد. برای مثال، [۲]، [۱۵]، [۱۶]، [۱۷] و [۱۸] روی روش‌های مدل‌محور تمرکز کرده‌اند. در [۱۵]، بر عدم قطعیت خودروهای برقی به صورت درون‌زا و عدم قطعیت منابع تجدیدپذیر به صورت برون‌زا تمرکز شده است. در این مرجع، منظور از عدم قطعیت درون‌زا رفتار صاحبان خودروهای برقی نسبت به سیگنال‌های قیمتی از سوی بهره‌بردار است؛ اما عدم قطعیت‌های برون‌زا خارج از کنترل و برنامه‌های بهره‌بردار شبکه هستند. در [۱۶]، به اندازه‌گیری مقدار انعطاف‌پذیری از روی مطالعات شبکه رسیدگی می‌شود و سپس، هماهنگی سمت تقاضا برای تأمین انعطاف‌پذیری‌های محاسبه‌شده بررسی می‌شود. در مراجع [۲] و [۱۷]، به جای محاسبه مقدار دقیق انعطاف‌پذیری مورد نیاز شبکه، ناحیه امن بهره‌برداری به ترتیب در شبکه‌های متعادل و نامتعادل بررسی می‌شود. ناحیه ایمن در این مطالعات به مجموعه‌ای از نقاط کار گفته می‌شود که بازیگران بازار هر مقداری از آن فضا را بدون هیچ محدودیتی می‌توانند اتخاذ کنند. در مرجع [۱۸]، مراجع [۲] و [۱۷] تکمیل شده‌اند؛ به این صورت که ابتدا ناحیه ایمن برای بهره‌برداری از هر کدام از منابع تولید پراکنده موجود در شبکه به صورت چندضلعی محاسبه شده است. سپس، با روش ترکیب مختصات، ناحیه ایمن سراسری برای شبکه محاسبه شده است؛ ضمن اینکه در این ناحیه، تأثیر محدودیت‌های توان اکتیو بر توان راکتیو دیده شده است. اشکالی که در روش‌های مدل‌محور وجود دارد، پیچیدگی محاسباتی و تکیه بر پیش‌فرض‌های ساده‌ساز است که دو نتیجه را در بر دارد که عبارت‌اند از: اول، دقیق نبودن جواب‌ها و ریسک در بهره‌برداری و دوم، محدودیت استفاده

از آنها در بهره‌برداری بلندمدت از شبکه. روش‌های داده‌محور اما به این محدودیت‌ها پاسخ‌هایی بهتر می‌دهند. یک مرور جامع بر روش‌های داده‌محور برای بررسی انعطاف‌پذیری در سیستم‌های توزیع در [۱۹] ارائه شده است. برای مثال، در [۲۰]، [۲۱]، [۲۲]، [۲۳] و [۲۴]، از روش‌های داده‌محور به منظور محاسبه انعطاف‌پذیری مورد نیاز و کنترل تطبیقی متغیرهای بهره‌برداری استفاده می‌شود که بر داده‌های ثبت‌شده واقعی استوار هستند. در مرجع [۲۰]، از روش‌های احتمالی برای مشخص شدن ناحیه امن بهره‌برداری استفاده شده است. یک مدل تطبیقی به منظور کنترل توان نقاط باز نرم (SOP) [۲۵] به عنوان نقطه اتصال ریزش‌بکه‌ها یا بارهای هوشمند به شبکه برای تأمین انعطاف‌پذیری مورد نیاز ارائه شده است. در مرجع [۲۲]، با استفاده از داده‌های واقعی، زوایایی مختلف از تعریف انعطاف‌پذیری دیده شده‌اند. برای این منظور، از روش‌های یادگیری ماشینی مبتنی بر روش‌های طبقه‌بند داده استفاده شده است؛ زیرا داده‌هایی که به صورت تصادفی تولید می‌شوند ممکن است با واقعیات شبکه هم‌خوانی نداشته باشند. در مقاله‌های مرور شده، دو شکاف پژوهشی وجود دارند: ۱) هم در روش‌های مدل‌محور و هم در روش‌های داده‌محور، زمان بهره‌برداری از شبکه در نظر گرفته نشده است. برای مثال، در کاربردهای بلندمدت که افق زمانی در تصمیم‌گیری‌ها معمولاً ۱۵ دقیقه‌ای است، کارایی آنها تضمین نشده است. ۲) ترجیحات اقتصادی سمت تقاضا در محاسبات و تصمیم‌گیری‌های بهره‌بردار شبکه در نظر گرفته نشده‌اند. در این مقاله، از رویکردهای یادگیری ماشینی به منظور قیمت‌گذاری پویا در شبکه‌های توزیع برای مدیریت بهینه شبکه‌های توزیع استفاده می‌شود. شالوده ساختار پیشنهادی در این مقاله تأمین انعطاف لازم در بهره‌برداری به صورت مقاوم است؛ زیرا نایقینی‌های بسیاری در تولید و مصرف در شبکه حضور دارند، از جمله نایقینی در تولیدات منابع تجدیدپذیر، عدم اطلاع بهره‌بردار شبکه از نحوه واکنش مصرف‌کنندگان به تعرفه‌های پویا و نایقینی در توپولوژی شبکه. قبل از بیان نوآوری‌های مقاله، پژوهش‌هایی مرور می‌شوند که در این زمینه در سال‌های اخیر انجام شده‌اند.



شکل (۱): ساختار دوسطحی پیشنهادی به منظور تنظیم تعرفه‌های پویای داده‌محور

در سطح بالای این ساختار، بهره‌بردار شبکه توزیع قرار دارد. بهره‌بردار شبکه توزیع، به عنوان نهاد تأمین بار، وظیفه تأمین شرایط پایدار برای شبکه را به عهده دارد. این شرایط از طریق معادلات پخش توان در شبکه و محدودیت‌هایی برقرار می‌شوند که روی دامنه ولتاژ و جریان عبوری از خطوط شبکه گذاشته می‌شوند. برای این منظور، در یک بازه ۱۵ دقیقه‌ای با تنظیم قیمت‌های پویا، تجمع‌گرهای بار به گونه‌ای تشویق می‌شوند که در صورت لزوم میزان تقاضای خود را افزایش یا کاهش دهند.

۱-۲- مدل‌سازی مسئله سطح بالا

منابع تأمین انعطاف‌پذیری برای بهره‌بردار شبکه عبارت‌اند از: بارهای پاسخ‌گو، ژنراتورهای آرایش‌پذیر موجود و شبکه بالادست. اما به دلیل اینکه انعطاف‌پذیری‌ها باید به صورت زمانی و مکانی معین شوند، معادلات شبکه باید در نظر گرفته شوند؛ به همین دلیل، تابع هدف مسئله بهره‌بردار در (1a) ارائه شده است:

$$\min \sum_g c_g^{DU} f_g^{A,DU} + \sum_a \sum_{e \in E_a} \pi_a f_e^{A,agg} + c^{Up} f^{A,Up} \quad (1a)$$

در تابع هدف (1a)، جمله اول هزینه تأمین انعطاف‌پذیری از واحدهای آرایش‌پذیر شبکه است که در آن، c_g^{DU} و $f_g^{A,DU}$ به ترتیب هزینه حاشیه‌ای و مقدار انعطاف‌پذیری تأمین‌شده توسط واحد آرایش‌پذیر g هستند. در جمله دوم که هزینه‌های تأمین انعطاف‌پذیری از تجمع‌گرهای بار بیان شده‌اند، π_a

برای این منظور، در این مقاله، یک ساختار دوسطحی ارائه می‌شود که در آن، بهره‌بردار شبکه توزیع انعطاف‌پذیری زمانی و مکانی مورد نیاز شبکه به صورت یک قید شانس مدل می‌شود. برخلاف مطالعات پیشین، قید شانس معرفی شده باید با استفاده از داده‌های ثبت‌شده واقعی تشکیل شود که نشان‌دهنده تولیدات منابع تجدیدپذیر و مقدار مصرف بارهای پاسخ‌گو در واکنش به تعرفه‌های پویا هستند، نه توزیع‌های احتمالی پیش‌فرض که عموماً با واقعیت اختلاف دارند. قید شانس مدنظر با استفاده از داده‌های واقعی و روش‌های هوش محاسباتی آموزش داده شده و به مسئله بهینه‌سازی بهره‌بردار به عنوان تصمیم‌گیر اضافه می‌شود. به صورت خلاصه، نوآوری‌های این مقاله به قرار زیر هستند:

۱) ارائه یک ساختار بهینه‌سازی دوسطحی که در آن، بهره‌بردار شبکه توزیع در سطح بالای مسئله قرار می‌گیرد و تعرفه‌های قیمتی پویا را با توجه به وضعیت بهره‌برداری از شبکه در برنامه‌ریزی بلندمدت تنظیم می‌کند.

۲) ارائه شاخصی به منظور محاسبه انعطاف‌پذیری شبکه‌های توزیع و مدل‌سازی ناپیوستگی‌ها در محاسبه شاخص معرفی شده به صورت قید شانس

۳) آموزش قید شانس با استفاده از روش رگرسیون و شبکه‌های عصبی و افزودن آن به مسئله بهینه‌سازی دوسطحی ادامه مقاله به صورت زیر سازمان‌دهی می‌شود: در بخش دوم، ضمن توصیف ساختار مدنظر، مدل ریاضی سطوح بالا و پایین ارائه و قید شانس مدنظر به منظور تأمین انعطاف‌پذیری شبکه معرفی می‌شود. در بخش سوم، نحوه آموزش قید شانس و تبدیل آن به یک قید معین و افزودن آن به قیود مسئله بهره‌برداری شبکه ارائه و با استفاده از شرایط KKT و قضیه دوگانگی قوی، مسئله دوسطحی معرفی شده به یک مسئله تک‌سطحی تبدیل می‌شود. ارزیابی‌های عددی در بخش چهارم و مهم‌ترین نتایج حاصل در بخش پنجم ارائه خواهند شد.

۲- تعرفه‌های پویای داده‌محور

ساختار پیشنهادی به منظور تنظیم تعرفه‌های پویا به صورت داده‌محور در شکل (۱) نشان داده شده است.

داده شده‌اند. پارامتر $\xi_{i,ref}$ نمایشگر باس مرجع در شبکه است. در صورتی که یک باس مرجع نباشد، این پارامتر برابر صفر و اگر مرجع باشد، برابر ۱ است.

رابطه (1d) معادله افت دامنه ولتاژ در طول خطوط شبکه توزیع را بیان می‌کند. در این معادله، u_i مجذور دامنه ولتاژ باس i است:

$$u_i = u_{Fi} - 2(r_{Fi}P_{Fi} + x_{Fi}Q_{Fi}) + (r_{Fi}^2 + x_{Fi}^2)I_{Fi}^2 \quad (1d)$$

بین ولتاژ، جریان و توان‌های اکتیو و راکتیو گذرنده از خطوط شبکه توزیع رابطه مخروطی (1e) برقرار است:

$$I_{Fi}u_{Fi} \geq P_{Fi}^2 + Q_{Fi}^2 \quad (1e)$$

محدودیت‌های حداقل و حداکثر مجذور دامنه ولتاژ و جریان به ترتیب با u_i ، I_{Fi} ، $\bar{u}_i$ ، $\bar{I}_{Fi}$ نشان داده شده‌اند.

مطابق رابطه (1f)، مجذور دامنه ولتاژ باید بین مقدار حداقل و حداکثر باقی بماند:

$$\bar{u}_i \leq u_i \leq \bar{u}_i \quad (1f)$$

رابطه (1g) محدودیت جریان گذرنده از فیدرهای شبکه توزیع را بیان می‌کند که باید بین یک محدوده قبل قبول باقی بمانند:

$$I_{Fi} \leq I_{Fi} \leq \bar{I}_{Fi} \quad (1g)$$

مطابق رابطه (1h)، مجذور دامنه ولتاژ در باس مرجع روی مقدار U_0^2 تثبیت می‌شود:

$$u_{ref} = U_0^2 \quad (1h)$$

انعطاف‌پذیری تأمین‌شده توسط واحدهای آرایش‌پذیر به نرخ رمپ این واحدها محدود می‌شود. این موضوع در (1i) نشان داده شده است. گفتنی است، از آنجا که برنامه‌ریزی در این مطالعه ۱۵ دقیقه‌ای است، محدودیت‌های رمپ ژنراتورها (که برحسب pu/h هستند، بر عدد ۴ تقسیم شده‌اند):

$$-\frac{R_g^{DU}}{4} \leq f_g^{A,DU} \leq \frac{R_g^{DU}}{4} \quad (1i)$$

از طرفی دیگر، تأمین انعطاف‌پذیری توسط واحدهای آرایش‌پذیر نباید توان واقعی تولیدی آنها را از محدوده حداقلی (p_g^{DU}) و حداکثری $(\bar{p}_g^{DU})$ خارج کند. این موضوع در قید

یکی از متغیرهای بهینه‌سازی مسئله بالا است که در این مقاله به عنوان تعرفه‌های پویا در نظر گرفته می‌شود. متغیر $f_e^{A,agg}$ انعطاف‌پذیری تأمین‌شده توسط بار پاسخ‌گوی e را نشان می‌دهد که با تجمیع گر a قرارداد دارد. این متغیر توسط سطح پایین مسئله تعریف می‌شود که همان تجمیع‌گرها هستند و در نتیجه، متغیر سطح بالا نیست. در جمله سوم که هزینه انعطاف‌پذیری شبکه بالادست را نشان می‌دهد، پارامتر c^{Up} قیمت تأمین انعطاف‌پذیری از شبکه بالادست و $f^{A,Up}$ انعطاف‌پذیری در توان اکتیو به‌دست‌آمده از شبکه بالادست است.

به منظور ضمانت اجرایی انعطاف‌پذیری‌ها، این ظرفیت‌ها باید در معادلات شبکه پوشش داده شوند؛ به همین دلیل، در معادلات (1b) و (1c) که توازن توان‌های اکتیو و راکتیو را بیان می‌کنند، انعطاف‌پذیری‌های اکتیو ($f_e^{A,agg}$) و راکتیو ($f_e^{R,agg}$) در معادلات توازن توان دخالت دارند:

$$\sum_{j \in T_i} P_{ij} = P_{Fi} - r_{Fi}I_{Fi} - \sum_{e \in \Omega_i} (\bar{p}_e^{rl} - f_e^{A,agg}) - L_i^A + \sum_{g \in \Omega_i} (\bar{p}_g^{DU} + f_g^{A,DU}) + \sum_{k \in \Omega_i} p_k^{NDU} + \xi_{i,ref}(\bar{q}_i^{Up} + f_i^{A,Up}) \quad (1b)$$

$$\sum_{j \in T_i} Q_{ij} = Q_{Fi} - x_{Fi}I_{Fi} - \sum_{e \in \Omega_i} (\bar{q}_e^{rl} - f_e^{R,agg}) - L_i^R + \sum_{g \in \Omega_i} (\bar{q}_g^{DU} + f_g^{R,DU}) + \xi_{i,ref}(\bar{q}_i^{Up} + f_i^{R,Up}) \quad (1c)$$

در این معادلات، P_{ij} ، Q_{ij} و I_{Fi} به ترتیب توان‌های اکتیو و راکتیو و مجذور جریان گذرنده از خطوط را نشان می‌دهند. توان‌های اکتیو و راکتیو برنامه‌ریزی‌شده واحدهای آرایش‌پذیر در بازار روزانه به ترتیب با $\bar{p}_g^{DU}$ و $\bar{q}_g^{DU}$ نشان داده شده‌اند. p_k^{NDU} توان تولیدی واحد تجدیدپذیر (آرایش‌ناپذیر) k ام است. پارامترهای $\bar{p}_i^{Up}$ و $\bar{q}_i^{Up}$ به ترتیب توان‌های برنامه‌ریزی‌شده اکتیو و راکتیو در باس مرجع هستند. پارامترهای r_{Fi} و x_{Fi} به ترتیب مقاومت و راکتانس خطوط هستند. در مجموعه‌های F_i و T_i ، به ترتیب باس‌های بالادست و پایین‌دست باس i قرار دارند. پارامترهای $\bar{p}_e^{rl}$ و $\bar{q}_e^{rl}$ به ترتیب بیان‌گر توان مصرفی اکتیو و راکتیو برنامه‌ریزی‌شده بار پاسخ‌گوی e نصب‌شده در باس i در بازار روزانه هستند. بار مصرفی اکتیو و راکتیو بارهای غیرمنعطف نیز به ترتیب با پارامترهای L_i^A و L_i^R نشان

(1j) تضمین شده است:

$$p_g^{DU} \leq \bar{p}_g^{DU} + f_g^{A,DU} \leq \bar{p}_g^{DU} \quad (1j)$$

قید شانس مد نظر که با سطح اطمینان برابر δ پایداری و امنیت در بهره‌برداری لحظه‌ای از شبکه را نشان می‌دهد، در رابطه (1k) مدل شده است. این قید بیان می‌کند با احتمال $1 - \delta$ ، بهره‌برداری ایمن از شبکه مختل می‌شود؛ به همین دلیل، بهره‌بردار شبکه با تنظیم مقدار δ می‌تواند برای برقراری انعطاف‌پذیری در شبکه خود تصمیم بگیرد:

$$P\left(-\sum_i \max(0, u_i - \bar{u}_i) - \sum_i \max(0, u_i - \bar{u}_i) - \sum_{(i,j) \in L} \max(0, J_{ij} - \bar{J}_{ij}) \geq 0\right) \geq \delta \quad (1k)$$

در تبدیل قید شانس (1k) به قید معین دو چالش اساسی وجود دارند: چالش اول این است که تولید توان توسط واحدهای تجدیدپذیر معمولاً با پیش‌بینی‌هایی که از روی توابع توزیع نرمال، ویبول و بتا صورت می‌گیرد، اختلافاتی شدید دارند. چالش دوم این است که متغیرهایی مانند ولتاژ و جریان که در قید شانس آورده شده‌اند، خودشان ذاتاً احتمالی نیستند و نمی‌توان برای آنها توزیع احتمالی نوشت؛ به همین دلیل، امکان ندارد قید شانس (1k) به صورت مستقیم و با استفاده از روش‌های ریاضی به قید معین تبدیل شود. در بخش سوم این مقاله این موضوع بررسی شده است و آموزش این قید با استفاده از داده‌های ثبت‌شده به عنوان راهکار حل مسئله ارائه می‌شود.

۲-۲- مدل‌سازی مسئله سطح پایین

همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، در سطح پایین مسئله جمع‌گرهای بارهای پاسخ‌گو قرار دارند. این نهادها با هماهنگ‌کردن بارهای پاسخ‌گو، نسبت به سیگنال‌های قیمتی ارائه‌شده توسط بهره‌بردار شبکه پاسخ می‌دهند و با کنترل بارهایی که در اختیار دارند، پاسخ‌ها را به شبکه انعطاف‌پذیری تحویل می‌دهند. در مسئله (۲)، مدل ریاضی جمع‌گر a ارائه شده است. در تابع هدف (2a) که سود جمع‌گر بارهای پاسخ‌گو را از تأمین انعطاف‌پذیری نشان می‌دهد، λ_a مطلوبیت جمع‌گر a از تأمین انعطاف‌پذیری است:

$$\text{Max} \sum_{e \in \mathcal{E}_a} (\lambda_a - \pi_a) f_e^{A,agg} \quad (2a)$$

قید (2b) بیان می‌کند با اجرای انعطاف‌پذیری‌ها توسط

بارهای پاسخ‌گو مقدار توان مصرفی آنها نباید از محدوده قابل قبول تجاوز کند. در این قید، p_e^{rl} و $\bar{p}_e^{rl}$ به ترتیب حداقل و حداکثر توان مصرفی بارهای پاسخ‌گو هستند:

$$p_e^{rl} \leq \bar{p}_e^{rl} - f_e^{A,agg} \leq \bar{p}_e^{rl} : (\omega_e^1, \bar{\omega}_e^1) \quad (2b)$$

رابطه (2c) محدودیت رمپ بارهای پاسخ‌گو در نتیجه تأمین انعطاف‌پذیری را نشان می‌دهد. در این قید، R_e^{rl} حداکثر رمپ ساعتی بار پاسخ‌گوی e را نشان می‌دهد:

$$-\frac{R_e^{rl}}{4} \leq f_e^{A,agg} \leq \frac{R_e^{rl}}{4} : (\omega_e^2, \bar{\omega}_e^2) \quad (2c)$$

با توجه به اینکه ضرایب توان بارهای پاسخ‌گو ثابت هستند و با θ_e نشان داده می‌شوند، قید (2d) ارتباط بین توان‌های اکتیو و راکتیو مصرفی بارها را نشان می‌دهد:

$$f_e^{R,agg} = \frac{f_e^{R,agg}}{\theta_e} \sqrt{1 - \theta_e^2} : (\omega_e^3) \quad (2d)$$

محدوده توان راکتیو مصرفی بارها در (2e) بیان شده است:

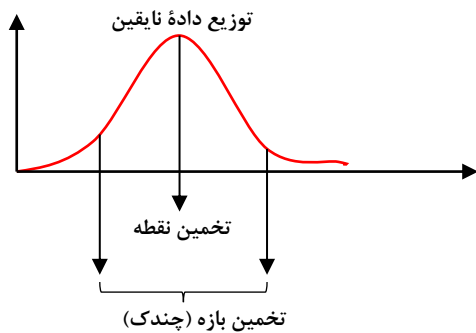
$$q_e^{rl} \leq \bar{q}_e^{rl} - f_e^{R,agg} \leq \bar{q}_e^{rl} : (\omega_e^4, \bar{\omega}_e^4) \quad (2e)$$

در تمام قیود مسئله سطح پایین، متغیرهایی که در پرانتز نشان داده شده‌اند، ضرایب دوگان متناظر با قیود هستند. با توجه به اینکه مسئله دوسطحی بیان‌شده یک بازی ترتیبی است و تصمیم‌های سطح بالا و پایین به همدیگر وابسته هستند، مسئله دوسطحی باید ابتدا به یک مسئله تک‌سطحی تبدیل شود. برای این منظور، مسئله سطح پایین با شرایط بهینگی سراسری آن جایگزین می‌شود. شرایط بهینگی در یک مسئله بهینه‌سازی محدب عبارت‌اند از: قیود مسئله اولیه، قیود مسئله دوگان که همان شرایط KKT هستند و قید دوگانگی قوی [۷]. قضیه دوگانگی قوی بیان می‌کند در یک مسئله بهینه‌سازی قویاً محدب، مقادیر تابع هدف مسئله اولیه و دوگان آن با هم برابر هستند. روابط (۳) قیود مسئله دوگان و رابطه (۴) قید دوگانگی قوی را برای جمع‌گر a نشان می‌دهند:

$$f_e^{A,agg} : (-\lambda_a + \pi_a) + \omega_e^1 - \bar{\omega}_e^1 - \omega_e^2 + \bar{\omega}_e^2 + \omega_e^3 \frac{\sqrt{1 - \theta_e^2}}{\theta_e} = 0 \quad (3a)$$

$$f_e^{R,agg} : -\omega_e^3 + \omega_e^4 - \bar{\omega}_e^4 = 0 \quad (3b)$$

دارد. گفتنی است، در هر دوی این روش‌ها، در نهایت باید رابطه‌ای بین متغیرهای تصمیم و شاخص امنیت شبکه برقرار شود. این رابطه با استفاده از روش‌هایی مانند تحلیل رگرسیون و شبکه عصبی از طریق داده‌های ثبت‌شده آموزش داده می‌شود. روش تخمین چندک که مورد توجه این مقاله است، در زیربخش (۱-۳) ارائه می‌شود.



شکل (۲): مقایسه روش تخمین نقطه و فاصله

$$\sum_{e \in \mathcal{E}_a} (-\lambda_a + \pi_a) f_e^{A,agg} = - \sum_{e \in \mathcal{E}_a} (\bar{p}_e^{rl} - p_e^{rl}) \omega_e^1 - \sum_{e \in \mathcal{E}_a} (-\bar{p}_e^{rl} + \bar{p}_e^{rl}) \bar{\omega}_e^1 - \sum_{e \in \mathcal{E}_a} \frac{R_e^{rl}}{4} (\omega_e^2 + \bar{\omega}_e^2) - \sum_{e \in \mathcal{E}_a} (\bar{q}_e^{rl} - q_e^{rl}) \omega_e^4 - \sum_{e \in \mathcal{E}_a} (-\bar{q}_e^{rl} + \bar{q}_e^{rl}) \bar{\omega}_e^4 \quad (4)$$

با در دست داشتن شرایط بهینگی مسئله سطح پایین،

مسئله کلی به صورت (۵) خواهد بود:

$$\min \sum_g c_g^{DU} f_g^{A,DU} + \sum_a \sum_{e \in \mathcal{E}_a} \pi_a f_e^{A,agg} + c^{Up} f^{A,Up} \quad (5a)$$

$$(1b)-(1k), (2b)-(2e), (3), (4) \quad (5b)$$

در بخش سوم، نحوه حل مسئله با استفاده از آموزش قید شانس و تبدیل آن به قید معین با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بیان می‌شود.

۳- کاربرد هوش مصنوعی در یادگیری قید

شانسی

به طور کلی، دو راهکار اصلی برای مدل‌سازی قیود شانس وجود دارند: تخمین نقطه و تخمین فاصله. در روش تخمین نقطه، از داده‌های آماری که در دسترس هستند، شاخص‌هایی مانند مقدار میانگین، انحراف استاندارد و چولگی محاسبه می‌شوند و از این شاخص‌ها برای تخمین پارامتر نایقین استفاده می‌شود. در این مقاله، پارامتر نایقین همان شاخص امنیت بهره‌بردار شبکه توزیع است. در روش تخمین نقطه، با استفاده از مشخصات آماری نمونه‌های ثبت‌شده، یک نقطه به عنوان شاخص امنیت به دست می‌آید. اما در روش تخمین فاصله که تحت عنوان تخمین چندک مطرح می‌شود، هدف ارائه یک نقطه خاص نیست، بلکه هدف تعیین بازه‌ای است که با یک اطمینان از پیش تعیین‌شده، قید شانس مدنظر را برآورده می‌کند. در شکل (۲)، روش‌های تخمین نقطه و تخمین فاصله (چندک) به صورت طرحواره‌ای مقایسه شده‌اند.

همان‌طور که در شکل (۲) دیده می‌شود، در روش تخمین نقطه، برای پارامتر نایقین، فقط یک نقطه، آن هم نزدیک به مقدار میانگین معرفی می‌شود. اما در روش تخمین فاصله، بازه‌ای پیوسته معرفی می‌شود که محدوده آن به فراوانی داده‌ها بستگی

۳-۱- کاربرد چندک برای بیان قید شانس

به منظور سادگی در بیان روش پیشنهادی، شاخص $\mathcal{S}$ که امنیت در بهره‌برداری از شبکه در بازه زمانی ۱۵ دقیقه‌ای را نشان می‌دهد، به صورت (۶) تعریف می‌شود:

$$\mathcal{S} = - \sum_i \max(0, u_i - \bar{u}_i) - \sum_{(i,j) \in \mathcal{L}} \max(0, J_{ij} - \bar{J}_{ij}) \quad (6)$$

منفی بودن مقدار این شاخص بیانگر تخطی از شرایط ایمن بهره‌برداری از شبکه در بازه زمانی ۱۵ دقیقه پیش رو است. با رجوع به مسئله (۵)، می‌توان گفت این شاخص در حقیقت تابعی غیرخطی از متغیرهای تصمیم بهره‌بردار و تجمیع‌گران بارهای پاسخ‌گو است؛ به همین دلیل، می‌توان نوشت:

$$\mathcal{S} \triangleq \mathcal{F}(\pi_a, f_e^{A,agg}, f_e^{R,agg}, f_g^{A,DU}, f^{A,Up}, p_k^{NDU}, \boldsymbol{\varphi}) \quad (7)$$

که در آن، $\boldsymbol{\varphi}$ برداری متشکل از پارامترهای معین مسئله است. در این صورت، می‌توان مسئله بهینه‌سازی (۵) را به صورت کلی زیر بیان کرد:

$$\min \sum_g c_g^{DU} f_g^{A,DU} + \sum_a \sum_{e \in \mathcal{E}_a} \pi_a f_e^{A,agg} + c^{Up} f^{A,Up} \quad (8a)$$

که مقدار تابع چندک منفی باشد:

$$Q_\delta(-\delta) \leq 0 \quad (11d)$$

۳-۲- آموزش قید شانس

روش‌هایی متعدد برای آموزش قیود (11b) و (11c) وجود دارند. در این مقاله، از روش‌های تکه‌ای خطی از جمله روش رگرسیون خطی و شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود.

۳-۲-۱- روش رگرسیون خطی

یکی از ساده‌ترین روش‌ها به منظور یافتن یک ارتباط خطی بین متغیرها از روی داده‌های مسئله، روش رگرسیون خطی است. در این روش، δ و $Q_\delta(-\delta)$ به ترتیب با استفاده از ضرایب $(\gamma_1, \gamma_2), (\alpha_1, \alpha_2), (\beta_1, \beta_2)$ و به صورت (۱۲)، برحسب متغیرهای تصمیم (بردار x) و پارامترهای سیستم (بردار y) بیان می‌شوند:

$$\delta = \gamma_1 + [\alpha_1, \beta_1] \cdot [x, y]^T \quad (12a)$$

$$Q_\delta(-\delta) = \gamma_2 + [\alpha_2, \beta_2] \cdot [x, y]^T \quad (12b)$$

گفتنی است، در (12a)، ضرایب رگرسیون به نحوی به دست می‌آیند که مجموع مربعات خطا در پیش‌بینی‌ها به حداقل برسد. اما در (12b)، ضرایب رگرسیون با هدف حداقل شدن تلفات چندک به دست می‌آیند. تلفات چندک δ به صورت (13) بیان می‌شوند:

$$\mathcal{L}_\delta^u = \begin{cases} \delta\kappa & \kappa \geq 0 \\ (\delta - 1)\kappa & \kappa < 0 \end{cases} \quad (13)$$

که در این رابطه، $\kappa = -(\delta + Q_\delta(-\delta))$ برای توضیحات بیشتر به [۲۷] رجوع شود.

۳-۲-۲- روش شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی ابزارهایی انعطاف‌پذیر و قدرتمند هستند که در بسیاری از مسائل حوزه هوش مصنوعی به کار برده می‌شوند. شبکه‌های عصبی از یک لایه ورودی، چندین لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل می‌شوند. هر لایه از چندین گره یا نورون تشکیل می‌شود که محاسبات را با به‌کارگیری وزن‌ها و بایاس‌ها اجرا می‌کنند. در یک لایه پنهان که با l نشان داده می‌شود، مقدار ارزش نورون i که به صورت v_i^l نشان داده می‌شود، به صورت مجموع وزنی نورون‌های لایه قبل بیان

$$\delta \triangleq \mathcal{F}(\pi_a, f_e^{A,agg}, f_e^{R,agg}, f_g^{A,DU}, f^{A,Up}, p_k^{NDU}, \varphi) \quad (8b)$$

$$\mathbb{P}(\delta \geq 0) \geq \delta \quad (8c)$$

راهکار تبدیل قیود شانس به قیود معین استفاده از چندک‌هاست [۲۶]. تابع چندک اساساً معکوس تابع توزیع تجمعی (CDF) است که در این مقاله به صورت $Q(\cdot)$ نشان داده می‌شود. قید شانس (8c) با استفاده از تابع چندک به صورت معین زیر تبدیل می‌شود:

$$\mathbb{P}(\delta \geq 0) \geq \delta \Leftrightarrow Q_\delta(-\delta) \leq 0 \quad (9)$$

رابطه (9) بیان می‌کند احتمال اینکه شاخص تصادفی δ مقداری نامنفی باشد، بیشتر یا مساوی δ است و این موضوع دقیقاً به این معناست که چندک δ ام برای قرینه شاخص δ که به صورت $-\delta$ نشان داده شده است (یعنی مقداری که $100\% \times \delta$ از داده‌های ثبت‌شده $-\delta$ زیر آن قرار دارند) کوچک‌تر یا مساوی صفر است.

نکته اساسی این است که می‌توان تابع چندک شاخص $-\delta$ را با توجه به داده‌های ثبت‌شده آموزش داد. به عبارتی دیگر، اگرچه به صورت ریاضی به تابع $Q_\delta(-\delta)$ دسترسی نداریم، می‌توان این تابع را به صورت (۱۰) بیان کرد و آن را به روش‌های متعدد آموزش داد:

$$Q_\delta(-\delta) = g(\pi_a, f_e^{A,agg}, f_e^{R,agg}, f_g^{A,DU}, f^{A,Up}, p_k^{NDU}, \varphi) \quad (10)$$

بنابراین، مسئله بهینه‌سازی مدنظر به صورت کلی (۱۱) بیان می‌شود. تابع هدف مسئله به صورت (11a) تعریف می‌شود و شامل هزینه‌های تأمین انعطاف‌پذیری است:

$$\min \sum_g c_g^{DU} f_g^{A,DU} + \sum_a \sum_{e \in \mathcal{E}_a} \pi_a f_e^{A,agg} + c^{Up} f^{A,Up} \quad (11a)$$

این مسئله مقید به قید شانس (11b) است که شاخص بهره‌برداری ایمن از سیستم را تعریف می‌کند:

$$\delta \triangleq \mathcal{F}(\pi_a, f_e^{A,agg}, f_e^{R,agg}, f_g^{A,DU}, f^{A,Up}, p_k^{NDU}, \varphi) \quad (11b)$$

از طرفی، تابع چندک این شاخص به صورت (11c) بیان می‌شود:

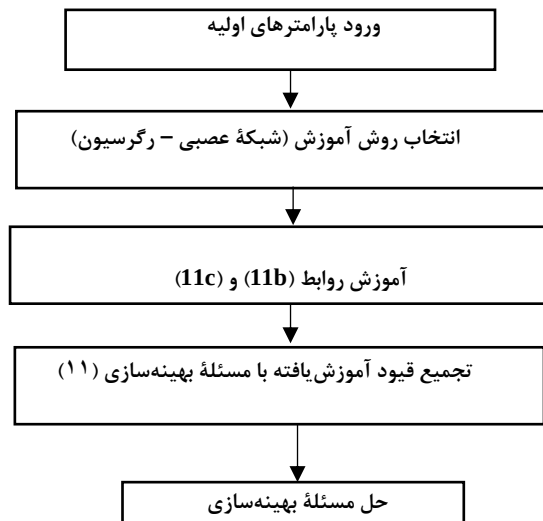
$$Q_\delta(-\delta) = g(\pi_a, f_e^{A,agg}, f_e^{R,agg}, f_g^{A,DU}, f^{A,Up}, p_k^{NDU}, \varphi) \quad (11c)$$

طبق رابطه (11d)، شرط ایمنی در بهره‌برداری این است

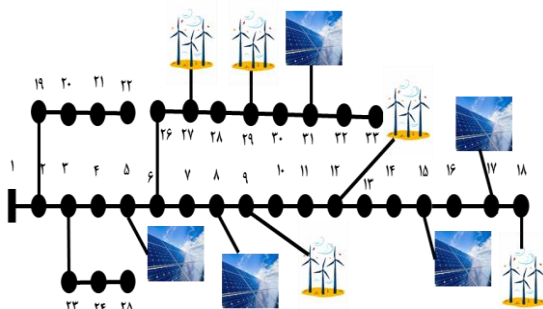
معین حاصل شده به مسئله بهینه‌سازی مدنظر اضافه می‌شود. گام چهارم: در این مرحله، مسئله بهینه‌سازی ایجاد شده با استفاده از حل گرهای موجود آماده حل است. در این مطالعه، از حل گر ipopt برای این منظور استفاده شده است.

۵- نتایج عددی

به منظور ارزیابی کارایی روش پیشنهادی در تنظیم تعرفه‌های پویا و تأثیر آن بر حفظ انعطاف و ایمنی در بهره‌برداری از شبکه‌های توزیع، شبکه ۳۳ با سه مطالعه می‌شود که در شکل (۴) نشان داده شده است.



شکل (۳): فلوچارت حل مسئله با آموزش قیود شانس



شکل (۴): شبکه ۳۳ شینه استفاده شده به منظور ارزیابی تعرفه‌های پویا

اطلاعات فنی این شبکه در [۳۰] ارائه شده است. بارهای پاسخگو در باس‌های ۷ تا ۱۴ و ۲۴ تا ۲۸ قرار دارند. مشخصات فنی بارهای پاسخگو در جدول (۱) ارائه شده است.

می‌شود که از یک بلوک غیرخطی فعال‌ساز گذشته‌اند. اگر تابع حاکم بر بلوک فعال‌ساز به صورت $g(\cdot)$ نشان داده شود، ارزش هر نورون به صورت رابطه (۱۴) محاسبه می‌شود:

$$v_i^l = g \left(b_i^l + \sum_{j \in N^{l-1}} w_{ij}^l v_j^{l-1} \right) \quad (14)$$

در این رابطه، b_i^l بایاس و w_{ij}^l وزن‌های نورون i در لایه l هستند. در هر لایه، مقادیر لایه قبل به عنوان ورودی در نظر گرفته می‌شوند. برای تخمین چندک $Q_\delta(-\delta)$ ، مقادیر لایه آخر استفاده می‌شوند؛ به صورتی که در رابطه (۱۵) بیان شده است:

$$Q_\delta(-\delta) = b^L + \sum_{j \in N^{L-1}} w_{ij}^L v_j^{L-1} \quad (15)$$

که در آن، L نشان‌دهنده لایه آخر است. برای جزئیات بیشتر به [۲۸] و [۲۹] رجوع شود.

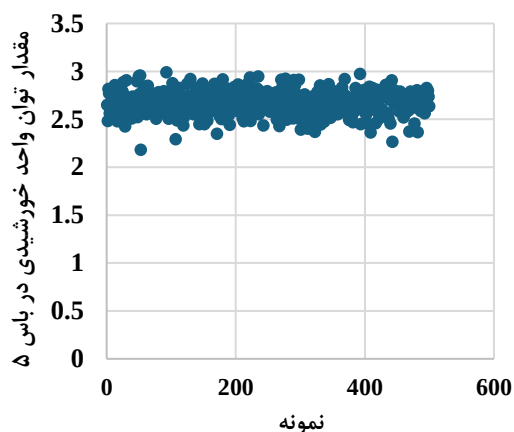
۴- روش حل مسئله

در این بخش، روش حل مسئله قیمت‌گذاری پویا در بهره‌برداری از شبکه‌های توزیع با استفاده از آموزش قیود معرفی می‌شود. به منظور آموزش قیود شانس، از کتابخانه‌های scikit-learn و Pytorch استفاده می‌شود تا انواع روش‌های یادگیری ماشین در فرایند آموزش قیود فراخوانی شوند. سپس، قیود شانس ارائه شده به مسئله بهینه‌سازی دوسطحی اضافه می‌شوند. گفتنی است، از کتابخانه Pyomo به منظور حل مسئله بهینه‌سازی ایجاد شده استفاده می‌شود. همان‌گونه که در شکل (۳) نشان داده شده است، حل این مسئله در چهار گام صورت می‌گیرد:

گام اول: پارامترهای اولیه در فرایند آموزش شامل روش مدنظر برای آموزش، تعداد لایه‌های شبکه عصبی، مقدار خطای قابل قبول، مقدار سطح اطمینان و ... تعیین می‌شوند.

گام دوم: پس از وارد کردن پارامترهای اولیه لازم، داده‌های ثبت شده باید مدیریت شوند. برای این منظور، داده‌های ثبت شده برای آموزش به دو بخش داده‌های آموزش و صحت‌سنجی تقسیم می‌شوند تا کمترین خطا حاصل شود.

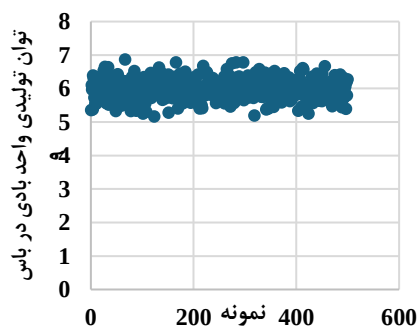
گام سوم: در این مرحله، قید شانس مدنظر با استفاده از روش تعیین شده در گام اول آموزش داده می‌شود. سپس، قید



شکل (۵): میزان تولید واحد تجدیدپذیر خورشیدی در باس ۵ برحسب پریونیت

قابلیت روش پیشنهادی با استفاده از دو مورد مطالعه بررسی شده است:

۱- مورد مطالعه اول: استفاده از روش پیشنهادی. در این مورد مطالعه، به منظور ارزیابی بهتر نتایج، دو روش رگرسیون خطی و شبکه عصبی در تخمین چندک‌ها را به ترتیب LQ و NQ می‌نامیم. همچنین، از تخمین نقطه به روش رگرسیون و شبکه عصبی که به ترتیب به صورت LP و NP نشان داده می‌شوند، برای مقایسه بهتر استفاده می‌شود. شکل (۷) انعطاف‌پذیری‌های مورد نیاز بهره‌بردار شبکه را با آموزش‌های صورت گرفته به چهار روش گفته شده نشان می‌دهد. همچنین، تعرفه‌های قیمتی به منظور تأمین انعطاف‌پذیری توسط بارهای پاسخ‌گو در شکل (۸) نشان داده شده‌اند. گفتنی است، در این مطالعات سطح اطمینان برابر ۹۰ درصد در نظر گرفته شده است.



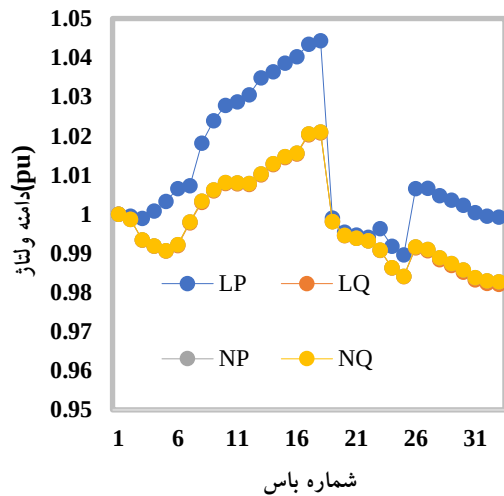
شکل (۶): تولید واحد تجدیدپذیر بادی در باس ۹

جدول (۱): مشخصات فنی بارهای پاسخ‌گو

بار	باس	تجمع گر	p_e^{rl}	$\bar{p}_e^{rl}$	R_e^{rl}	θ_e
E1	۷	۱	۰/۸	۲	۰/۶	۰/۸
E2	۸	۱	۰/۸	۲	۰/۶	۰/۸
E3	۹	۱	۰/۲۴	۰/۶	۰/۱۸	۰/۸
E4	۱۰	۱	۰/۲۴	۰/۶	۰/۱۸	۰/۸
E5	۱۱	۱	۰/۱۸	۰/۴۵	۰/۱۳۵	۰/۸
E6	۱۲	۱	۰/۲۴	۰/۶	۰/۱۸	۰/۸
E7	۱۳	۱	۰/۲۴	۰/۶	۰/۱۸	۰/۸
E8	۱۴	۱	۰/۴۸	۱/۲	۰/۳۶	۰/۸
E9	۲۴	۲	۱/۶۸	۴/۲	۰/۱۲۶	۰/۸
E10	۲۵	۲	۱/۶۸	۴/۲	۰/۱۲۶	۰/۸
E11	۲۶	۲	۰/۲۴	۰/۶	۰/۱۸	۰/۸
E12	۲۷	۲	۰/۲۴	۰/۶	۰/۱۸	۰/۸
E13	۲۸	۲	۰/۲۴	۰/۶	۰/۱۸	۰/۸

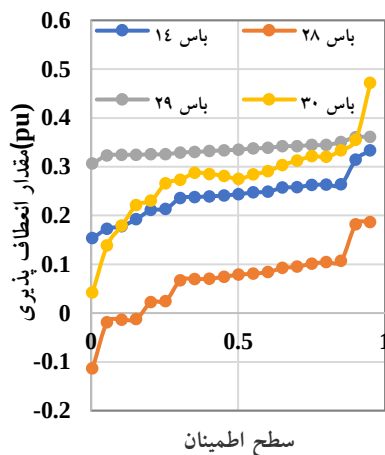
همان‌طور که در جدول (۱) نشان داده شده است، در مجموع، دو تجمع‌گر در ساختار دوسطحی پیشنهادی مشارکت می‌کنند که تجمع‌گر اول با بارهای پاسخ‌گوی مستقر در باس‌های شماره ۷ تا ۱۴ و تجمع‌گر دوم با بارهای پاسخ‌گوی مستقر در باس‌های ۲۴ تا ۲۸ قرارداد هماهنگی دارد. تمام داده‌های مربوط به شبکه و بارهای پاسخ‌گو از مرجع [۳۰] گرفته شده‌اند. در این مورد مطالعه، ۱۵ دقیقه اول از ساعت ۱۶ در نظر گرفته می‌شود. چنانچه توان پایه برابر kW ۱۰۰ باشد، ظرفیت واحدهای بادی و خورشیدی نشان داده شده در شکل (۴) به ترتیب برابر ۳ pu و ۷ pu فرض شده است. نمونه‌گیری از تولیدات توان منابع تجدیدپذیر از داده‌های واقعی صورت می‌گیرد که برای واحدهای نصب شده در باس‌های ۵ و ۹ این داده‌ها به ترتیب در شکل‌های (۵) و (۶) نشان داده شده‌اند.

از شبکه است.

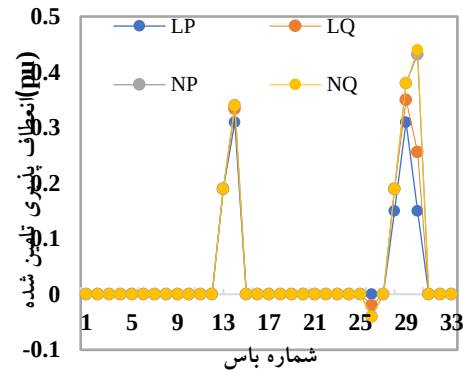


شکل (۹): مقایسه دامنه ولتاژ شبکه در نتیجه آموزش به روش های چهارگانه

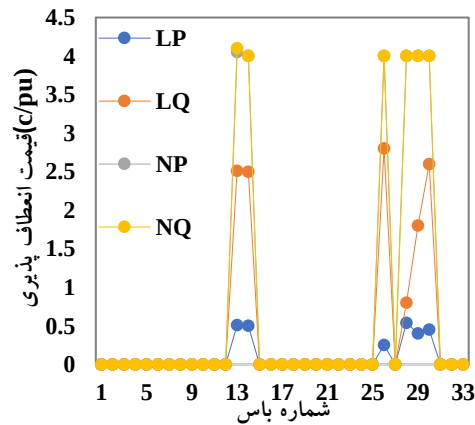
گفتنی است، در روش پیشنهادی و با استفاده از نتایج آموزش، زمان حل مسئله دوسطحی پیشنهادی برابر ۵ ثانیه است که نشان دهنده کارایی مدل در کاربردهای بلادرنگ است. تحلیلی دیگر که باید در مسائل با قيود شانس ارزیابی شود، بررسی تأثیر سطوح اطمینان بر تصمیم‌گیری‌هاست. برای این منظور، در دو شکل (۱۰) و (۱۱)، منحنی‌های مقدار انعطاف-پذیری برحسب سطح اطمینان به ترتیب در روش‌های تخمین نقطه آموزش داده شده با استفاده از رگرسیون خطی و تخمین چندک آموزش داده شده با شبکه‌های عصبی نشان داده شده‌اند.



شکل (۱۰): منحنی انعطاف‌پذیری-سطح اطمینان در روش تخمین نقطه

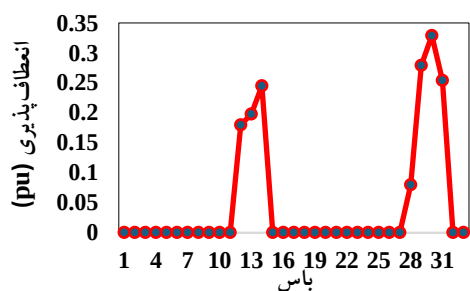


شکل (۷): مقایسه انعطاف‌پذیری در روش‌های مختلف برای آموزش مسئله دوسطحی



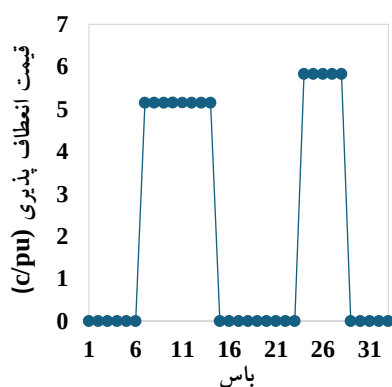
شکل (۸): مقایسه تعرفه‌های پویا برای مورد مطالعه معرفی شده

با توجه به قیمت‌های به دست آمده از چهار روش مختلف رگرسیون خطی با تخمین نقطه (LP)، رگرسیون خطی با تخمین چندک (LQ)، شبکه عصبی با تخمین نقطه (NP) و شبکه عصبی با تخمین چندک (NQ)، می‌توان نتایج این روش‌ها را از نظر اقتصادی مقایسه کرد. روش‌های LP و LQ قیمت‌هایی پایین‌تر نسبت به NP و NQ دارند. در شرایطی که تأمین انعطاف‌پذیری اهمیت بیشتری دارد، روش‌های NP و NQ توانسته‌اند نیاز به انعطاف را بهتر شناسایی و قیمت‌گذاری کنند. اگرچه در نگاه اول ممکن است این روش‌ها گران‌تر به نظر برسند، در واقع، این روش‌ها به بهره‌بردار شبکه اجازه می‌دهند تا انعطاف‌پذیری شبکه را به طور دقیق‌تر مدیریت و از ایجاد اختلالات بزرگ جلوگیری کند که در بلندمدت می‌تواند هزینه‌های کلی را کاهش دهد. پروفیل ولتاژ در روش‌های چهارگانه که در شکل (۹) نشان داده شده است، نشان دهنده دقت روش‌های آموزشی معرفی شده در تأمین بهره‌برداری پایدار



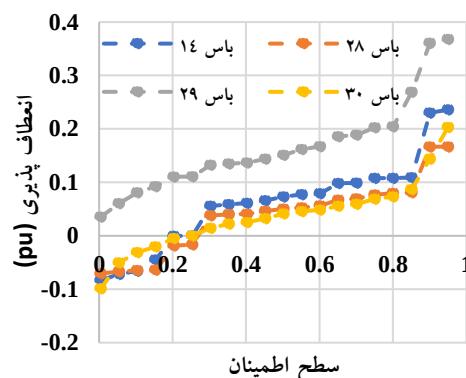
شکل (۱۲): انعطاف‌پذیری مورد نیاز در مورد مطالعه اول

مشاهده می‌شود که در تعیین مقدار بهینه انعطاف‌پذیری و قیمت‌های حاصل از نقطه تعادل، بین روش پیشنهادی در [۳۱] و روش پیشنهادی در این مقاله اختلاف‌هایی وجود دارند. با مقایسه شکل‌های (۷) و (۱۲)، مقدار انعطاف‌پذیری مورد نیاز مطابق روش پیشنهادی از نظر مقدار کمتر است؛ زیرا طبق روش پیشنهادی، از داده‌های واقعی مبتنی بر واقعیت برای تخمین انعطاف‌پذیری مورد نیاز استفاده می‌شود. در رابطه با هزینه‌های کلی بهره‌بردار سیستم توزیع نیز اختلاف‌هایی بین دو روش مشاهده می‌شوند که در جدول (۲) ارائه شده‌اند.



شکل (۱۳): قیمت انعطاف‌پذیری در مورد مطالعه اول

افزایش هزینه‌های بهره‌بردار در روش [۳۱] ناشی از افزایش انعطاف‌پذیری مورد نیاز نسبت به روش پیشنهادی است؛ زیرا در باس‌هایی مانند ۱۱، ۱۲، ۲۵، ۲۶ و ۲۷، اختلاف‌هایی قابل ملاحظه در مقدار انعطاف‌پذیری مورد نیاز دیده می‌شوند.



شکل (۱۱): منحنی انعطاف‌پذیری سطح اطمینان در روش تخمین چندق

با مقایسه شکل‌های (۱۰) و (۱۱)، می‌توان به این نتیجه رسید که با افزایش سطح اطمینان، مقدار انعطاف‌پذیری مورد نیاز در باس‌های مشخص شده افزایش و در نتیجه، هزینه‌های خرید آن از سمت تقاضا افزایش می‌یابد. همچنین، شکل‌های (۱۰) و (۱۱) نشان می‌دهند در رابطه با تأمین انعطاف‌پذیری در برخی از باس‌ها، مانند باس شماره ۳۰، بین این دو روش تفاوت‌هایی وجود دارند. این موضوع شکل (۷) را تأیید می‌کند. مقدار انعطاف‌پذیری مورد نیاز در روش تخمین چندق بیشتر از روش تخمین نقطه است؛ به همین دلیل، می‌توان گفت در روش تخمین چندق از سویی، سود سمت تقاضا از تأمین انعطاف‌پذیری افزایش می‌یابد و از سویی دیگر، انعطاف‌پذیری شبکه بیشتر از روش تخمین نقطه است.

۲- مورد مطالعه دوم: استفاده از توزیع احتمالی نرمال. در این مورد مطالعه، برای انعطاف‌پذیری مورد نیاز در باس‌های مختلف از توزیع نرمال استفاده می‌شود. سپس، با استفاده از روش ارائه‌شده در [۳۱]، قید شانس با سطح اطمینان مدنظر به یک قید معین مبدل می‌شود. در این روش، از معکوس تابع تجمعی برای محاسبه محدوده‌های پایین و بالای مورد انتظار در باس‌های مختلف به‌دست‌آمده استفاده و سپس، انعطاف‌پذیری به صورت یک متغیر در بازه به‌دست‌آمده بهینه می‌شود. مقادیر انعطاف‌پذیری مورد نیاز شبکه و قیمت‌های حاصل از اجرای مدل دوسطحی در این مورد مطالعه به ترتیب در شکل‌های (۱۲) و (۱۳) نشان داده شده‌اند.

نشان‌دهنده دقت روش شبکه‌های عصبی در تخمین چنک‌ها و البته هزینه‌های بیشتر این روش نسبت به سایر روش‌هاست. مقایسه بین روش آموزش قیود شانس با مطالعات پایه نشان می‌دهد استفاده از توزیع‌های احتمالی برای منابع خورشیدی و بادی هزینه‌های تأمین انعطاف‌پذیری در این مورد مطالعه را ۶/۳ درصد افزایش می‌دهد که در بهره‌برداری ساعتی مقداری قابل ملاحظه است.

مراجع

- [1] B. Crowley, J. Kazempour, L. Mitridati, "How can energy communities provide grid services? A dynamic pricing mechanism with budget balance, individual rationality, and fair allocation," *Applied Energy*, Vol. 382, p. 125154, 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.05363>
- [2] S. Mittal, P. Pareek, A. Verma, "Convexified Flexibility Area Identification at TSO-DSO Interface," *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2024. <https://doi.org/10.1109/TIA.2024.3481350>
- [3] M. Z. Golambahri, M. Shakarami, M. Doostizadeh, "Security-aware joint energy and flexibility trading in electricity-heat networks: A novel clearing and validation analysis," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 157, p. 109901, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2024.109901>
- [4] G. Tsaousoglou, "Correlated equilibrium power flow in distribution networks using graphical game theory," *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 14, No. 4, pp. 2621–2629, 2022. <https://doi.org/10.1109/TSG.2022.3224215>
- [5] M. Z. Degefa, I. B. Sperstad, H. Sæle, "Comprehensive classifications and characterizations of power system flexibility resources," *Electric Power Systems Research*, Vol. 194, p. 107022, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2021.107022>
- [6] S. Birk, S. Talari, D. Gebbran, W. Ketter, T. Schneiders, "Clearing and Pricing for Network-Aware Local Flexibility Markets using Distributed Optimization," in *2023 IEEE Belgrade PowerTech*, pp. 1–6, 2023. <https://doi.org/10.1109/PowerTech55446.2023.10202670>
- [7] Z. Xiong, L. Wang, C. Jiang, S. Zhou, Y. Li, "Bi-level Low-carbon Optimal Operation Model of Multi-energy Aggregator in Energy and Flexibility Market," *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2025. <https://doi.org/10.1109/TIA.2025.354272>

جدول (۲): مقایسه روش پیشنهادی و روش [۳۱] در تأمین

[۳۱]	انعطاف‌پذیری				روش پیشنهادی
	NP	NQ	LP	LQ	
هزینه کلی	۲۴۴/۲	۲۴۴/۲	۲۴۹/۶	۲۴۷/۴	۲۶۵/۵
حداقل ولتاژ	۰/۹۸	۰/۹۸	۰/۹۸	۰/۹۸	۰/۹۸
زمان حل	۳۶ ثانیه	۳۸ ثانیه	۷ ثانیه	۷ ثانیه	۲/۲ ثانیه

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، مسئله تعرفه‌های پویا به منظور تأمین انعطاف‌پذیری مورد نیاز شبکه توزیع بررسی شده است. این مطالعه، با تأکید بر اهمیت تأمین انعطاف‌پذیری در شرایط عدم قطعیت، به ویژه در مواجهه با منابع انرژی تجدیدپذیر مانند باد و خورشید، تلاش کرده است رویکردی نوین و کارآمد برای مدیریت تقاضا و بهینه‌سازی در بازارهای ساعتی محلی ارائه دهد. برای این منظور، یک ساختار دوسطحی ارائه شده است که در آن، بهره‌بردار شبکه با ارائه قیمت‌های بهینه، سمت تقاضا را به تأمین انعطاف‌پذیری به صورت محلی ترغیب می‌کند. به منظور ارزیابی انعطاف‌پذیری شبکه، امنیت در بهره‌برداری از شبکه به صورت یک قید شانس مطرح شده است. در مطالعاتی که تا کنون انجام شده‌اند، قیود شانس با استفاده از توزیع‌های احتمالی پیش‌فرض تحلیل شده‌اند؛ حال آنکه این توزیع‌ها در بازه‌های زمانی کوتاه‌مدت دقیق نیستند؛ به همین دلیل، روش پیشنهادی با استفاده از داده‌های ثبت‌شده واقعی از منابع تجدیدپذیر و رفتار مصرف‌کنندگان مستقل و با بهره‌گیری از تکنیک‌های یادگیری ماشین، به ویژه روش‌های رگرسیون خطی و شبکه عصبی، امکان ساخت محدودیت‌های شانس از طریق آموزش را فراهم کرده است. برای این منظور، قیود شانس با از طریق روش‌های تخمین نقطه‌ای و چنک به محدودیت‌های قطعی تبدیل و سپس، به مدل دوسطحی وارد می‌شوند. نتایج عددی نشان می‌دهند در سطح اطمینان ۸۰ درصد، روش تخمین چنک با استفاده از شبکه‌های عصبی به صورت موثرتر توانسته است انعطاف مورد نیاز شبکه را تأمین کند. اما قیمت‌های به‌دست‌آمده از این روش نیز بیشتر از سایر روش‌هاست که

- Doolla, "A New Approach to Determine Feasible Operating Region of Unbalanced Distribution Networks with Distributed Photovoltaics," *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2025. <https://doi.org/10.1109/TPWRD.2025.3555210>
- [18] S. Wang, L. Du, B. Cui, Y. Li, "Multi-Factor-Coupled, Ahead-of-Time Aggregation of Power Flexibility Under Forecast Uncertainty," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2024. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2024.3487961>
- [19] H. Yazdani, M. Doostizadeh, F. Aminifar, "Unlocking the value of flexibility of behind-the-meter prosumers: an overview of mechanisms to esteemed trends," *The Electricity Journal*, Vol. 35, No. 5, p. 107126, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.tej.2022.107126>
- [20] Y. Zhou, C. Essayeh, T. Morstyn, "Aggregated feasible active power region for distributed energy resources with a distributionally robust joint probabilistic guarantee," *IEEE Transactions on Power Systems*, 2024. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2024.3392622>
- [21] Gao, Shiyuan, Peng Li, Haoran Ji, Jinli Zhao, Hao Yu, Jianzhong Wu, and Chengshan Wang., "Data-driven multi-mode adaptive operation of soft open point with measuring bad data," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 39, No. 5, pp. 6482–6495, 2024. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2024.3351135>
- [22] Q. Li, J. Liu, B. Cui, W. Song, J. Ye, "Distribution System Flexibility Characterization: A Network-Informed Data-Driven Approach," *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 15, No. 1, pp. 1188–1191, 2023. <https://doi.org/10.1109/TSG.2023.3328159>
- [23] Hu, Bo, Xin Cheng, Changzheng Shao, Tao Niu, Chunyan Li, Yue Sun, Wei Huang, and Kaigui Xie., "A model and data hybrid driven approach for quantifying the meteorology-dependent demand flexibility of building thermal loads," *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2022. <https://doi.org/10.17775/CSEEJPES.2021.01690>
- [24] S. S. Siddiquee, K. A. Agyeman, K. Bruton, B. Howard, D. T. O'Sullivan, "A Data-Driven Framework for Quantifying Demand Response Participation Benefit of Industrial Consumers," *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 60, No. 2, pp. 2577–2587, 2023. <https://doi.org/10.1109/TIA.2023.3334218>
- [25] A. M. Ayazi, M. R. Shakarami, M. Doostizadeh, F. Namdari, M. R. Nikzad, "Short-term optimal operation of phase shifting soft open point with high accuracy loss model in unbalanced distribution networks," *Computers* 4
- [8] J. Faraji, F. Vallée, Z. De Grève, "A preference-informed energy sharing framework for a renewable energy community," *IEEE Transactions on Energy Markets, Policy and Regulation*, Vol. 2, No. 4, pp. 503–518, 2024. <https://doi.org/10.1109/TEMPR.2024.3415123>
- [9] D. Matkovic, T. M. Pilski, T. Capuder, "Dynamic pricing strategy based on day-ahead charging demand forecasts," *Sustainable Energy, Grids and Networks*, p. 101897, 2025. <https://doi.org/10.1016/j.segan.2025.101897>
- [10] M. C. Cohen, S. Miao, Y. Wang, "Dynamic pricing with fairness constraints," *Operations Research*, 2025. <https://doi.org/10.1287/opre.2023.0123>
- [11] M. Aien, A. Hajebrahami, M. Fotuhi-Firuzabad, "A comprehensive review on uncertainty modeling techniques in power system studies," *Renewable and Sustainable energy reviews*, Vol. 57, pp. 1077–1089, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.070>
- [12] W. Huang, T. Qian, W. Tang, J. Wu, "A distributionally robust chance constrained optimization approach for security-constrained optimal power flow problems considering dependent uncertainty of wind power," *Applied Energy*, Vol. 383, p. 125264, 2025. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.125264>
- [13] E. Brock, H. Zhang, J. Lavaei, S. Sojoudi, "Distributionally robust joint chance-constrained optimal power flow using relative entropy," *IEEE Transactions on Power Systems*, 2025. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2025.3527504>
- [14] Jia W, Ding T, Yuan Y, Mu C, Zhang H, Wang S, He Y, Sun X., "Decentralized distributionally robust chance-constrained operation of integrated electricity and hydrogen transportation networks," *Applied Energy*, Vol. 377, p. 124369, 2025. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.124369>
- [15] Z. Wang, H. Hu, X. A. Pan, Z. Zhang, L. Huang, T. Yan, "Robust Scheduling of Fast-charging EVs with Exogenous and Endogenous Uncertainties for Urban Power Congestion Relief," *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2025. <https://doi.org/10.1109/TIA.2025.3548997>
- [16] Y. Wen, Y. Guo, Z. Hu, G. Hug, "Quantifying and Optimizing the Time-Coupled Flexibilities at the Distribution-Level for TSO-DSO Coordination," *IEEE Transactions on Power Systems*, 2025. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2025.3563041>
- [17] M. Prasad, Z. H. Rather, R. Razzaghi, S.

- and Electrical Engineering, Vol. 123, p. 110284, 2025.
<https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2025.110284>
- [26] H. Shen, R. Jiang, "Convex chance-constrained programs with Wasserstein ambiguity," *Operations Research*, 2025.
<https://doi.org/10.1287/opre.2021.0709>
- [27] L. Hao, D. Q. Naiman, "Quantile regression," *Sage*, No. 149, 2007.
- [28] R. Anderson, J. Huchette, W. Ma, C. Tjandraatmadja, J. P. Vielma, "Strong mixed-integer programming formulations for trained neural networks," *Mathematical Programming*, Vol. 183, No. 1, pp. 3–39, 2020.
<https://doi.org/10.1007/s10107-020-01474-5>
- [29] B. Grimstad, H. Andersson, "ReLU networks as surrogate models in mixed-integer linear programs," *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 131, p. 106580, 2019.
<https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2019.106580>
- [30] S. Chen, G. Sun, Z. Wei, D. Wang, "Dynamic pricing in electricity and natural gas distribution networks: An EPEC model," *Energy*, Vol. 207, p. 118138, 2020.
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118138>
- [31] S. Chen, K. Zhang, N. Liu, Y. Xie, "Unlock the aggregated flexibility of electricity-hydrogen integrated virtual power plant for peak-regulation," *Applied Energy*, Vol. 360, p. 122747, 2024.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.122747>

