Iranian Energy Economics
Vol(issue), PP.
.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/jiee.2026.95099.2215

ATU PRESS

Original Research
Received: 2026-08-25
Accepted: 2026-11-14
eISSN:: 2476-6186 ISSN: 2251-7138

Competitive Electricity Pricing with Forecast Accuracy Control in Renewable Microgrids: A Stackelberg Game Approach

Mohammad Amin Maftoon — Department of Industrial Engineering, NT.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Razieh Keshavarzfard * — Department of Industrial Engineering, NT.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Narges Norouzi — Department of Industrial Engineering, NT.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Abstract

With the growing penetration of renewable energy in microgrids, accurately managing demand uncertainty and pricing decisions has become essential. This study develops a three-layer framework for a single-channel electricity supply chain in which the microgrid acts as the leader and the distribution network operator acts as the follower. In the first layer, baseline demand is forecast using multi-layer perceptron, long short-term memory, random forest, and gradient boosting models. In the second layer, forecasting accuracy and error stability are evaluated through performance metrics (including R-squared of 0.98, MAPE of 0.2%, RMSE of 1.2, and MAE of 0.8) and individual-moving range and cause-selecting control charts. The results indicate that the cause-selecting control chart achieves a faster shift detection with an average run length of 3.2 at a shift of 3. In the third layer, the selected forecast is incorporated into a Stackelberg game to determine optimal wholesale and retail prices, yielding equilibrium profits of 22620.89 for the microgrid and 4416.91 for the distribution network operator. The results identify long short-term memory as the superior model, providing the lowest forecasting error, more stable control limits, and reduced pricing-related decision risk.

∗ Corresponding Author: r.keshavarzfard@iau.ac.ir
How to Cite: xxxxxxx

Keywords: Renewable energy, Microgrids, Electricity demand forecasting, Statistical process control, Stackelberg game.

JEL Classification: Q42, C72, C53, L94, D43

Introduction

The expansion of microgrids in smart grids enhances reliability, reduces operating costs, and facilitates renewable energy source integration, while economic performance is governed by market structure, demand behavior, and strategic interactions. Previous studies evaluated technical and operational management, noting that deterministic assumptions degrade decision efficiency in stochastic environments. Although cost-minimization techniques and mutual pricing interdependencies were analyzed, demand was frequently treated as static rather than dynamic or game-theoretic. Machine-learning tools demonstrated that electricity demand exhibits complex non-linear patterns beyond classical econometric capabilities. Although deep neural networks and tree-based models captured temporal load dependencies and improved point-forecast accuracy, statistical error stability and baseline demand estimation were often overlooked in economic pricing frameworks. Furthermore, while leader–follower dynamics were modeled via Stackelberg games to evaluate equilibrium pricing, demand parameters were assumed fixed without integration of data-driven forecasting or statistical process control. Accordingly, the primary research gap addressed in this study is the absence of an integrated framework that estimates baseline demand via multiple intelligent forecasting techniques, evaluates predictive accuracy alongside error stability, and applies the superior forecast to a single-channel Stackelberg game for strategic pricing.

Modeling and Formulation

Accurate and stable estimation of baseline demand derived from hourly historical datasets across the years 2021 to 2023 is essential for realistic pricing decisions in a single-channel microgrid supply chain. This study bridges data-driven forecasting and game-theoretic decision-making by comparing classical, statistical, machine-learning, and deep-learning models, including autoregressive integrated moving average, artificial neural networks, random forest, gradient boosting, gated recurrent unit, and long short-term memory networks. The models are evaluated using mean absolute error, root mean squared error, mean absolute percentage

error, and coefficient of determination, while individual and moving range charts as well as cause-selecting control charts are applied under controlled in-control average run length rates to assess the statistical stability of forecasting errors, with the cause-selecting control chart demonstrating superior shift-detection capability under the tested experimental conditions. The superior forecast generated by the long short-term memory network (achieving optimal performance with mean absolute percentage error of 0.2 percent, root mean squared error of 1.2, mean absolute error of 0.8, and coefficient of determination of 0.98) is subsequently incorporated as a dynamic intercept into a single-channel Stackelberg game. In this structure, the microgrid acts as the leader setting the wholesale price, and the distribution network operator acts as the follower determining retail decisions, yielding equilibrium profits of 22620.89 for the microgrid and 4416.91 for the distribution network operator, validated through comprehensive sensitivity analyses.

Conclusion

This study proposes an integrated framework for competitive electricity pricing in a single-channel microgrid supply chain using a Stackelberg game, with the microgrid as leader and the distribution network operator as follower. Its main contribution is linking intelligent baseline demand forecasting to strategic pricing decisions to obtain more realistic equilibrium outcomes. Among several evaluated models, the long short-term memory network showed the best forecasting performance, yielding a mean absolute percentage error of 0.2 percent, root mean squared error of 1.2, mean absolute error of 0.8, and coefficient of determination of 0.98. Forecasting error stability examined via individual and moving range control charts and cause-selecting control charts verified that the cause-selecting control chart detects process shifts faster under the performed experimental conditions. Incorporating the selected long short-term memory forecast into the Stackelberg model demonstrated that microgrid pricing decisions strongly affect follower reactions, final demand, and player profitability, resulting in equilibrium profits of 22620.89 for the microgrid and 4416.91 for the distribution network operator. Sensitivity analysis confirmed that higher base demand increases optimal decisions and profitability, whereas greater price elasticity reduces demand and profit. Overall, combining demand forecasting, error stability analysis, and game theory successfully improves pricing decisions in microgrids.

--پژوهشنامه اقتصاد انرژی ایران---------
دوره ؟، شماره ؟، نام فصل، سال، ص ص
.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/jiee.2026.95099.2215

مقاله پژوهشی/مروری/سخن سردبیر
تاریخ دریافت: ۱۴۰۵/۰۶/۰۳؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۸/۲۳
eISSN:: 2476-6186 ISSN: 2251-7138

قیمت گذاری رقابتی برق با کنترل دقت پیش بینی در ریزشبکه های تجدیدپذیر: رویکرد بازی استکلبرگ

محمدامین مفتون — گروه مهندسی صنایع، دانشکده فنی و مهندسی، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

راضیه کشاورزفرد * — گروه مهندسی صنایع، دانشکده فنی و مهندسی، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

نرگس نوروزی — گروه مهندسی صنایع، دانشکده فنی و مهندسی، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

چکیده

قیمت‌گذاری برق در ریزشبکه‌های تجدیدپذیر به برآورد تقاضای پایه و شناخت رفتار راهبردی بازیگران وابسته است. این پژوهش چارچوبی برای پیوند پیش‌بینی تقاضا، پایش خطای پیش‌بینی و قیمت‌گذاری رقابتی در یک زنجیره تأمین برق تک‌کاناله ارائه می‌کند. داده‌های تاریخی ساعتی دوره ۲۰۲۱ تا ۲۰۲۳ برای مقایسه روش‌های آماری، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق به کار گرفته می‌شوند. دقت مدل‌ها با میانگین قدر مطلق خطا، ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین درصد قدر مطلق خطا و ضریب تعیین ارزیابی می‌شود. همچنین پایداری خطاها با نمودارهای کنترل مقادیر منفرد و دامنه متحرک و نمودار کنترل انتخاب علت بررسی می‌گردد. در نتایج گزارش‌شده، شبکه حافظه بلندمدت کوتاه‌مدت با میانگین قدر مطلق خطای ۰٫۸، ریشه میانگین مربعات خطای ۱٫۲، میانگین درصد قدر مطلق خطای ۰٫۲ درصد و ضریب تعیین ۰٫۹۸، بهترین عملکرد پیش‌بینی را دارد. در شرایط آزمایش انجام‌شده نیز نمودار کنترل انتخاب علت جابه‌جایی خطا را زودتر آشکار می‌کند. پیش‌بینی مدل منتخب به‌عنوان تقاضای پایه وارد بازی استکلبرگ می‌شود؛ ریزشبکه، رهبر تعیین‌کننده قیمت عمده‌فروشی است و بهره‌بردار شبکه توزیع، در جایگاه پیرو، درباره قیمت عرضه در سطح توزیع، کیفیت خدمت و تبلیغات تصمیم می‌گیرد. سودهای تعادلی گزارش‌شده برای ریزشبکه و بهره‌بردار شبکه توزیع به‌ترتیب ۲۲۶۲۰٫۸۹ و ۴۴۱۶٫۹۱ است. نتایج، نقش پیش‌بینی تقاضا را در تصمیم‌های

* نویسنده مسئول: r.keshavarzfard@iau.ac.ir

قیمت‌گذاری نشان می‌دهد؛ پایش خطا نیز ابزاری برای ارزیابی پایداری پیش‌بینی است، نه به‌تنهایی سازوکاری اثبات‌شده برای کاهش ریسک تصمیم‌گیری.

کلیدواژه‌ها: ریزشبکه‌های تجدیدپذیر، پیش‌بینی تقاضای برق، کنترل فرایند آماری، پایش خطای پیش‌بینی، بازی استکلبرگ.

۱.مقدمه

توسعه روزافزون ریزشبکه‌ها[1] در چارچوب شبکه‌های هوشمند، پایداری تأمین انرژی را افزایش داده، هزینه‌های بهره‌برداری را بهینه‌سازی کرده و زمینه ادغام کارآمد منابع انرژی تجدیدپذیر را فراهم ساخته است. با این حال، دستیابی به مزایای اقتصادی این ساختارها، افزون بر الزامات فنی، به ساختار بازار برق، رفتار مصرف‌کنندگان و تعاملات راهبردی میان بازیگران وابسته است. در یک زنجیره تأمین برق خرد، تصمیم‌گیری‌های قیمت‌گذاری به‌طور متقابل بر تصمیم‌های سایر اعضا تأثیر می‌گذارد و عملکرد مالی کل زنجیره را تعیین می‌کند. یکی از چالش‌های بنیادین در طراحی سازوکارهای قیمت‌گذاری، وابستگی شدید تصمیم‌های بهینه به تقاضای برق است. الگوهای مصرف انرژی الکتریکی به دلیل تغییرات آب‌وهوایی، رفتارهای تصادفی مشترکان و نوسانات ذاتی منابع تولید پراکنده، دارای رفتارهای پیچیده و غیرخطی هستند. از این رو، اتکا به فرضیات ایستا یا مقادیر قطعی برای تقاضای پایه، کارایی اقتصادی تصمیم‌های قیمت‌گذاری را کاهش می‌دهد. پیوند میان روش‌های داده‌محور برآورد تقاضا و الگوهای تعاملی نظریه بازی‌ها، زمینه‌ساز تصمیم‌گیری واقع‌بینانه‌تر برای ریزشبکه‌ها و اپراتورهای شبکه خواهد شد؛ مشروط بر آنکه در کنار سنجش دقت مدل‌های پیش‌بینی، رفتار و پایداری آماری خطاهای آن‌ها در طول زمان نیز پایش گردد. مسئله اصلی پژوهش، برآورد دقیق و پایدار تقاضای پایه بازار و بررسی نقش آن در تصمیم‌های قیمت‌گذاری زنجیره تأمین برق است. در این راستا، روش‌های پیش‌بینی کلاسیک و هوشمند مقایسه شده و مدل برتر در بازی استکلبرگ تک‌کاناله میان ریزشبکه و اپراتور شبکه توزیع به‌کار گرفته می‌شود.

---

[1] . Microgrids

۲. پیشینه پژوهش

مطالعات مرتبط با این پژوهش، از یک‌سو به پیش‌بینی تقاضای برق و از سوی دیگر به قیمت‌گذاری و تعامل بازیگران بازار پرداخته‌اند. در حوزه پیش‌بینی، بدی[۱] و توشنیوال (۲۰۱۸) با ترکیب تجزیه تجربی مد و یادگیری عمیق، هرنجیکا[۲] و مهر (۲۰۱۹) با بررسی کاربرد یادگیری عمیق، و حاجوت[۳] و همکاران (۲۰۲۲) با استفاده از روش‌های ترکیبی، راهکارهایی برای برآورد تقاضای انرژی و برق ارائه کرده‌اند. لی[۴] (۲۰۲۲) نیز با داده‌های کنتورهای هوشمند، عوامل مؤثر بر مصرف برق ساختمان‌های مسکونی را بررسی کرده است. در مطالعه‌ای جدیدتر، السامرایی[۵] و خانا (۲۰۲۵) عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق و ترکیبی را در پیش‌بینی بلندمدت تقاضای برق ارزیابی کردند. محور اصلی این دسته از پژوهش‌ها، برآورد تقاضا است؛ درحالی‌که مسئله پژوهش حاضر، علاوه بر انتخاب مدل پیش‌بینی، بررسی رفتار خطای آن پیش از به‌کارگیری تقاضای پیش‌بینی‌شده در قیمت‌گذاری است. در حوزه بازار برق، فضلعلی‌پور[۶] و همکاران (۲۰۱۸) مشارکت ریزشبکه‌های تجدیدپذیر در بازار انرژی و ذخیره چرخان را با لحاظ عدم‌قطعیت قیمت بررسی کردند. لیو[۷] و همکاران (۲۰۱۸) سازوکاری برای قیمت‌گذاری پویا و تجارت غیرمتمرکز انرژی، جانکو[۸] و جانسون (۲۰۲۰) سازوکاری برای مذاکره رقابتی قیمت میان ریزشبکه‌ها ارائه دادند. چن[۹] و همکاران (۲۰۲۰) پاسخگویی بار مبتنی بر قیمت را در ارتباط با اهداف اقتصادی و زیست‌محیطی بررسی کردند. درویانکو[۱۰] و زایچنکو (۲۰۲۳) به مدل‌های بازی‌محور قیمت‌گذاری پویا پرداختند و مالاپراگادا[۱۱] و همکاران (۲۰۲۳) بر چالش قیمت‌گذاری در حضور سهم بالای منابع تجدیدپذیر و اهمیت انعطاف‌پذیری تقاضا تأکید

---

1. Bedi, J., & Toshniwal, D
2. Hrnjica, B., & Mehr, A. D.
3. Hadjout, D et al.
4. Lee, C. S.
5. Alsamraee, S. A., & Khanna, S
6. Fazlalipour, P et al.
7. Liu, Y et al.
8. Janko, S et al.
9. Chen, Y et al.
10. Derevianko, D., & Zaichenko, S.
11. Mallapragada, D. S et al.

کردند. احسان[1] و همکاران (۲۰۲۵) از سیستم‌های چندعاملی و یادگیری تقویتی برای قیمت‌گذاری و معاملات میان ریزشبکه‌ها استفاده کردند و وو[2] و همکاران (۲۰۲۶) بازی استکلبرگ را با چانه‌زنی نش در معاملات همتابه‌همتای انرژی تلفیق کردند. مفتون[3] و همکاران (۲۰۲۶) با توسعه یک چارچوب استکلبرگ ظرفیت‌محدود در زنجیره تأمین سه‌کاناله ریزشبکه، اثر متقابل قیمت‌گذاری، کیفیت خدمات و تبلیغات را تحت محدودیت فیزیکی انرژی‌های تجدیدپذیر و با استفاده از شرایط KKT بررسی کرده‌اند. این آثار ابعاد مهمی از عدم‌قطعیت، رقابت و پاسخ تقاضا را روشن می‌کنند، اما پرسش مشخص این پژوهش، نحوه ورود تقاضای پیش‌بینی‌شده و خطای پایش‌شده آن به تصمیم قیمت‌گذاری رهبر–پیرو است. در پژوهش‌های داخلی، بیات و همکاران (۱۴۰۲) و مفتون و همکاران (۱۴۰۲) به‌ترتیب مدل‌های بازی رهبر–پیرو و قیمت‌گذاری رقابتی برق در ریزشبکه‌ها را توسعه دادند. نفر و همکاران (۱۴۰۳) تعرفه‌گذاری پلکانی را در پنج سناریو بررسی کردند. مفتون و کشاورزفرد (۱۴۰۳) نیز به قیمت‌گذاری سناریومحور و تعامل راهبردی تولیدکنندگان تجدیدپذیر و مصرف‌کنندگان پرداختند و در پژوهش سال ۱۴۰۴، قیمت‌گذاری منابع خورشیدی، بادی و زیست‌توده را با توجه به کاهش آلایندگی بررسی کردند. پژوهش‌های گزارش‌شده برای سال ۱۴۰۵ و ۲۰۲۶ دامنه این بحث را به زنجیره تأمین رقابتی برق، قراردادهای بازخرید، ریزشبکه‌های بادی، مشوق‌های سبز، عدم‌توازن تولید و تقاضا و محدودیت ظرفیت گسترش داده‌اند. در کنار این مطالعات، سرینیواسان[4] (۲۰۱۹)، وانگ[5] و همکاران (۲۰۲۰)، کشاورزفرد[6] و زینتی یزدی (۲۰۲۵) و کشاورزفرد[7] و ابوالحسنی (۲۰۲۶) به‌ترتیب جنبه‌هایی از پایداری اجتماعی، ارزیابی اقتصادی و سیاست‌گذاری، امکان‌سنجی فنی–اقتصادی و ارزیابی شاخص‌های پایداری و مالی انرژی‌های تجدیدپذیر را بررسی کرده‌اند. بر اساس آثار مرورشده، پیش‌بینی تقاضا، پایش آماری خطای پیش‌بینی و قیمت‌گذاری بازی‌محور عمدتاً به‌عنوان مسائل جداگانه بررسی شده‌اند. بنابراین، شکاف موردنظر این مقاله صرفا استفاده از پیش‌بینی یا به‌کارگیری بازی استکلبرگ نیست؛ بلکه

[1] . Ahsan, S. M et al.
[2] . Wu, S et al.
[3] . Maftoon, M. A et al.
[4]. Srinivasan, S
[5] . Wang, R et al.
[6] . Keshavarzfard, Razieh, and Seyed AbdolRasoul Zinati Yazdi.
[7] . KESHAVARZFARD, R., & ABOLHASANI, M.

پیوند مرحله‌به‌مرحله انتخاب مدل پیش‌بینی تقاضا، پایش رفتار خطای آن با نمودارهای کنترل فرایند آماری، و استفاده از تقاضای پیش‌بینی‌شده در بازی قیمت‌گذاری میان ریزشبکه به‌عنوان رهبر و بهره‌بردار شبکه توزیع به‌عنوان پیرو است. پایش خطا در این چارچوب جایگزین سنجش دقت پیش‌بینی نیست و به‌تنهایی بهبود سود یا قیمت را تضمین نمی‌کند؛ نقش آن فراهم‌کردن ارزیابی تکمیلی از رفتار خطا پیش از اتکا به خروجی پیش‌بینی در تصمیم اقتصادی است.

۳.روش‌پژوهش

مسئله اصلی این پژوهش آن است که در یک زنجیره تأمین تک‌کاناله ریزشبکه برق، تصمیم‌های قیمت‌گذاری و خدماتی زمانی واقع‌بینانه خواهند بود که پارامتر تقاضای پایه بازار به‌صورت دقیق و پایدار برآورد شود. اگر این پارامتر به‌درستی تخمین زده نشود، قیمت عمده‌فروشی، قیمت انتقال، سطح کیفیت خدمت و میزان تبلیغات نیز بر پایه اطلاعاتی انحرافی تعیین می‌شوند و در نتیجه، سود بازیگران از مقدار بهینه فاصله می‌گیرد. بنابراین، پیش‌بینی تقاضای پایه تنها یک مسئله آماری نیست، بلکه بخشی بنیادی از سازوکار تصمیم‌گیری اقتصادی در ریزشبکه محسوب می‌شود. بر این اساس، پژوهش حاضر با هدف مقایسه روش‌های کلاسیک و هوشمند برای برآورد تقاضای پایه، انتخاب مدل برتر بر مبنای دقت و پایداری آماری، و به‌کارگیری خروجی آن در یک بازی استکلبرگ تک‌کاناله انجام شده است. در این بازی، ریزشبکه نقش رهبر و شرکت توزیع برق نقش پیرو را دارد.

رگرسیون خطی چندگانه[1] یکی از ساده‌ترین روش‌های پیش‌بینی است که رابطه میان متغیر وابسته و متغیرهای توضیحی را به‌صورت خطی مدل‌سازی می‌کند:

$$\hat{y}_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^{k} \beta_j x_{j,t} + \varepsilon_t \qquad (۱)$$

در این رابطه، $\hat{y}_t$ مقدار پیش‌بینی‌شده تقاضا، β_j ضرایب مدل و ε_t جمله خطاست. این روش به‌عنوان یک خط مبنا برای مقایسه با مدل‌های پیچیده‌تر به‌کار گرفته شد. در روش‌های سری زمانی، رفتار تقاضا بر اساس ساختار زمانی گذشته مدل می‌شود.

---

[1] . Multiple Linear Regression

فرم کلی یک مدل AR[1] به‌صورت زیر است:

$$\widehat{y_t} = c + \sum_{i=1}^{p} \Phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (۲)$$

فرم کلی یک مدل MA[2] به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\widehat{y_t} = \mu + \sum_{j=1}^{q} \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (۳)$$

ترکیب این دو ساختار، مدل ARMA[3] یا در حالت تفاضل‌گیری، ARIMA[4] را تشکیل می‌دهد. این روش‌ها برای بررسی توان مدل‌های آماری در استخراج روند و وابستگی زمانی مورد استفاده قرار گرفتند.

$$\widehat{y_t} = c + \sum_{i=1}^{p} \Phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^{q} \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (۴)$$

$$\Delta^d y_t = (1 - L)^d y_t \quad (۵)$$

$$\Delta^d \widehat{y_t} = c + \sum_{i=1}^{p} \Phi_i \Delta^d y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^{q} \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (۶)$$

شبکه عصبی مصنوعی[5] (ANN) روابط غیرخطی میان ورودی‌ها و خروجی را از طریق لایه‌های پنهان یاد می‌گیرد. فرم کلی یک نرون در این مدل و خروجی نهایی به‌صورت زیر است:

$$a_j = f(\sum_{i=1}^{n} w_{ij} x_i + b_j) \quad (۷)$$

$$\widehat{y_t} = f_{out}(\sum_{j=1}^{m} w_{j,out} a_j^{(L-1)} b_{out}) \quad (۸)$$

---

1 . Auto Regressive
2 . Moving Average
3 . Auto Regressive Moving Average
4 . Auto Regressive Integrated Moving Average
5 . Artificial Neural Network

مدل LSTM[1] برای داده‌های وابسته به زمان و دارای حافظه بلندمدت مناسب است. ساختار اصلی آن با سه دروازه تعریف می‌شود:

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \quad (۹)$$

$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (۱۰)$$

$$\bar{C}_t = \tanh\,(W_C x_t + U_C h_{t-1} + b_C) \quad (۱۱)$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \bar{C}_t \quad (۱۲)$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \quad (۱۳)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh\,(C_t) \quad (۱۴)$$

$$\hat{y}_t = \sum_{j=1}^{m} w_{j,y} h_{j,t} + b_y \quad (۱۵)$$

مدل GRU[2] نسخه‌ای ساده‌تر از شبکه‌های بازگشتی حافظه‌دار است که با دو دروازه اصلی کار می‌کند:

$$z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z) \quad (۱۶)$$

$$r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r) \quad (۱۷)$$

$$\bar{h}_t = tanh\,(W_h x_t + U_h(r_t \odot h_{t-1}) + b_h) \quad (۱۸)$$

$$h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \bar{h}_t \quad (۱۹)$$

$$\hat{y}_t = \sum_{j=1}^{m} w_{j,y} h_{j,t} + b_y \quad (۲۰)$$

جنگل تصادفی[3] با تجمیع چندین درخت تصمیم، پیش‌بینی نهایی را تولید می‌کند:

$$\hat{y}_t = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^{B} T_b(x) \quad (۲۱)$$

---

[1] . Long Short-Term Memory
[2] . Gated Recurrent Unit
[3] . Random Forest

در GB[1]، مدل به‌صورت افزایشی و مرحله‌به‌مرحله ساخته می‌شود:

$$\widehat{y_t} = F_M(x_t) = F_0(x_t) + v\sum_{m=1}^{M}\gamma_m h_m(x_t) \quad (۲۲)$$

میانگین قدرمطلق خطا:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|y_t - \widehat{y_t}| \quad (۲۳)$$

ریشه میانگین مربعات خطا:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(y_t - \widehat{y_t})^2} \quad (۲۴)$$

میانگین درصد قدرمطلق خطا:

$$MAPE = \frac{100}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{y_t - \widehat{y_t}}{y_t}\right| \quad (۲۵)$$

ضریب تعیین:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{n}(y_t - \widehat{y_t})^2}{\sum_{t=1}^{n}(y_t - \overline{y_t})^2} \quad (۲۶)$$

برای نمودار کنترل I-MR[2]، حدود کنترل برای دو بخش جداگانه محاسبه می‌شود:

حدود کنترل نمودار I:

اگر مقادیر مشاهده‌شده را با X_t نشان دهیم، خط مرکزی برابر میانگین داده‌ها بوده ($CL = \overline{X}$) و دامنه متحرک، میانگین دامنه‌های متحرک و حدود کنترل نمودار I به شرح زیر خواهد بود:

$$MR_t = |X_t - X_{t-1}| \quad (۲۷)$$

$$\overline{MR} = \frac{1}{n-1}\sum_{t=2}^{n}MR_t \quad (۲۸)$$

---

[1] . Gradient Boosting

[2] . Individual - Moving Range Control Chart

$$\begin{cases} UCL = \bar{X} + 3(\dfrac{\overline{MR}}{d_2}) \\ CL = \bar{X} \\ LCL = \bar{X} - 3(\dfrac{\overline{MR}}{d_2}) \end{cases} \quad (۲۹)$$

حدود کنترل نمودار MR:

$$\begin{cases} UCL = D_4\overline{MR} \\ CL = \overline{MR} \\ LCL = D_3\overline{MR} \end{cases} \quad (۳۰)$$

حدود کنترل نمودار CSC[1]:

$$\hat{y_t} = \beta_0 + \beta_1 x_t \quad (۳۱)$$

$$e_t = y_t - \hat{y_t} \quad (۳۲)$$

$$\begin{cases} UCL = \bar{e} + 3(\dfrac{\overline{MR}}{d_2}) \\ CL = \bar{e} \\ LCL = \bar{e} - 3(\dfrac{\overline{MR}}{d_2}) \end{cases} \quad (۳۳)$$

[1] . Cause Selecting Control Chart

جدول ۱.پارامترها و متغیرهای مدل

Table 1. Model Parameters and Variables

پارامتر	توضیح
a	اندازه تقاضای پایه بازار
b	کشش قیمتی برق
δ	پدیده تناوب‌پذیری منابع انرژی تجدیدپذیر
q_0	میزان مصرف برق ریزشبکه
h	سود حاصل از هر واحد برق مصرفی در ریزشبکه
c	هزینه هر واحد برق در ریزشبکه
K	ضریب اثر کیفیت برق انتقالی بر تقاضا
γ	ضریب هزینه کیفیت
h	ضریب حساسیت هزینه تبلیغات
S	ضریب اثرگذاری تبلیغات DNO بر تقاضا
متغیر	**توضیح**
D	تقاضای برق کاربران
p	قیمت نهایی برق برای مصرف‌کننده
Q	کیفیت برق انتقالی توسط DNO
A	سطح تبلیغات DNO
w	قیمت عمده‌فروشی برق از ریزشبکه به DNO
l	تعرفه انتقال برق توسط DNO

$$D = a - b(w + l) + KQ + SA \quad (۳۴)$$

$$\pi_{DNO} = ((a - b(w + l) + KQ + SA)) * l - \frac{1}{2}\gamma Q^2 - \frac{1}{2}\eta A^2 \quad (۳۵)$$

$$\pi_{mic} = D * \left(w - \frac{c}{\delta}\right) + q_0 h - \frac{c}{\delta} q_0 \quad (۳۶)$$

DNO[1] با درنظرگرفتن قیمت عمده‌فروشی تعیین‌شده توسط ریزشبکه، متغیرهای تصمیم A، Q و l را به‌گونه‌ای تعیین می‌کند که سود خود را حداکثر کند. شرایط مرتبه اول مسئله پیرو به روابط زیر منتهی می‌شوند:

$$Q = \frac{K}{\gamma} l \quad (۳۷)$$

$$A = \frac{S}{\eta} l \quad (۳۸)$$

$$l = \frac{a - bw}{2b - \frac{K^2}{\gamma} - \frac{S^2}{\eta}} \quad (۳۹)$$

با حل مسئله بیشینه‌سازی سود ریزشبکه و جای‌گذاری واکنش بهینه DNO، قیمت عمده‌فروشی بهینه برق به‌صورت زیر به دست می‌آید:

$$w = \frac{a\delta + bc}{2b\delta} \quad (۴۰)$$

٤.داده‌ها، طراحی آزمایش و تنظیم مدل‌ها

ابتدا داده‌های تقاضا گردآوری و برای مدل‌سازی آماده شدند. این مرحله شامل پاک‌سازی داده‌ها، بررسی سازگاری مشاهدات و تنظیم ساختار ورودی مدل‌ها بود. سپس مدل‌های رگرسیون خطی، روش‌های سری زمانی، شبکه عصبی مصنوعی، حافظه بلندکوتاه‌مدت، واحد بازگشتی دروازه‌دار، جنگل تصادفی و گرادیان تقویتی برای برآورد تقاضای پایه آموزش داده شدند تا روش‌های خطی، آماری، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق با یکدیگر مقایسه شوند. عملکرد مدل‌ها با معیارهای میانگین قدرمطلق خطا، جذر میانگین مربعات خطا، میانگین قدرمطلق درصد خطا و ضریب تعیین ارزیابی شد. همچنین، خطاهای پیش‌بینی با نمودار کنترل مقادیر فردی و دامنه متحرک و نمودار کنترل انتخاب عامل انحراف پایش شدند؛ زیرا انتخاب مدل صرفاً بر اساس معیارهای خطای میانگین، رفتار خطا در طول زمان را نشان نمی‌دهد. بر اساس نتایج ارزیابی دقت و پایداری، مدل منتخب تعیین شد و پنج مقدار تقاضای پایه از خروجی آن استخراج گردید. این مقادیر به‌عنوان ورودی مدل بازی استکلبرگ تک‌کاناله به‌کار رفتند. در ساختار بازی، ریزشبکه قیمت عمده‌فروشی را تعیین می‌کند و اپراتور شبکه توزیع، پس از مشاهده تصمیم رهبر، قیمت انتقال، کیفیت خدمت و

[1] . Distribution Network Operator

میزان تبلیغات را بهینه می‌سازد. در پایان، تحلیل عددی و تحلیل حساسیت برای بررسی اثر تغییرات تقاضای پایه و پارامترهای بازار بر تصمیم‌های بهینه و سود بازیگران انجام شد. در ادامه، روش‌های پیش‌بینی مورد استفاده و سپس فرمول‌بندی مدل بازی ارائه می‌شود. به‌منظور آموزش و ارزیابی عادلانه مدل‌های پیش‌بینی، ۸۰ درصد از داده‌های تاریخی ساعتی (۱۷۵۲۰ مشاهده اول) به مجموعه آموزش (Train) و ۲۰ درصد باقی‌مانده (۴۳۸۰ مشاهده پایانی) به عنوان مجموعه آزمون نهایی (Test) اختصاص یافت؛ همچنین ۱۰ درصد از داده‌های آموزش جهت اعتبارسنجی متقاطع و تنظیم هایپرپارامترها استفاده شد. در مدل بهینه شبکه حافظه کوتاه‌مدت طولانی (LSTM)، ساختار شبکه شامل ۲ لایه پنهان LSTM با ۶۴ و ۳۲ واحد حافظه (نورون)، تابع فعال‌ساز ReLU در لایه‌های بازگشتی و Linear در لایه خروجی، نرخ یادگیری (Learning Rate) برابر با ۰۰۱/۰ با بهینه‌ساز Adam، اندازه دسته‌ها (Batch Size) معادل ۳۲ و تعداد دوره‌های آموزش (Epochs) برابر با ۱۰۰ با اعمال توقف زودهنگام (Early Stopping با صبر ۱۰ دوره‌ای بر روی خطای اعتبارسنجی) تنظیم گردید. تمامی متغیرها پیش از ورود به شبکه‌ها با روش Min-Max در بازه [۰, ۱] مقیاس‌پذیر شدند.

۵.یافته ها

مبتنی بر مدل‌سازی تعاملات راهبردی در ریزشبکه و سازوکار پیش‌بینی هوشمند تقاضا، مجموعه مدل‌های ده‌گانه منتخب، طیفی جامع از روش‌های خطی، سری زمانی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق را پوشش می‌دهند تا امکان ارزیابی و مقایسه دقیق کارایی آن‌ها از جنبه‌های دقت پیش‌بینی و ثبات آماری فراهم شود. در گام نخست، مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده مدل‌ها در مشاهدات نمونه صورت پذیرفت. نتایج نشان می‌دهد که هرچند اکثر روش‌ها سوگیری کلی بار را ردیابی می‌کنند، اما ساختار خطا و میزان واگرایی آن‌ها در نقاط نوسانی تفاوت فاحشی دارد؛ مدل‌های خطی و کلاسیک در مواجهه با ناگهانی بودن تغییرات و مؤلفه‌های غیرخطی تقاضا دچار خطای باقیمانده بزرگ‌تری می‌شوند، در حالی که الگوریتم‌های یادگیری عمیق) به‌ویژه LSTM و GRU بالاترین انطباق را با سری زمانی واقعی نشان می‌دهند. مقادیر واقعی (a_t) ، پیش‌بینی‌شده $(\widehat{a_t})$ و خطا (e_t) برای ۵ مشاهده نخست در جدول ۲ درج می شود.

جدول ۲. عملکرد مدل های پیش‌بینی

Table 2. Performance of the Forecasting Models

		LR		AR		MA		ARMA		ARIMA	
t	a_t	$\widehat{a_t}$	e_t	$\widehat{a_t}$	e_t	$\widehat{a_t}$	e_t	$\widehat{a_t}$	e_t	$\widehat{a_t}$	e_t
1	450	430	20	445	5	440	10	447	3	448	2
2	485	470	15	480	5	478	7	481	4	483	2
3	505	490	15	500	5	498	7	501	4	503	2
4	535	510	25	525	10	528	7	528	7	530	5
5	575	540	35	560	5	566	9	566	9	568	7
		ANN		**LSTM**		**GRU**		**RF**		**GB**	
t	a_t	$\widehat{a_t}$	e_t	$\widehat{a_t}$	e_t	$\widehat{a_t}$	e_t	$\widehat{a_t}$	e_t	$\widehat{a_t}$	e_t
1	450	451	1	450.2	-0.2	449.5	-0.2	453	-3	452	-2
2	485	484	1	484.8	0.2	484.2	0.2	481	4	482	3
3	505	503.5	1.5	505.3	-0.3	504.4	-0.3	508	-3	502.5	2.5
4	535	532	3	534.7	0.3	533.8	0.3	530	5	532	3
5	575	570	5	574.6	0.4	573.5	0.4	570	5	572	3

بررسی داده‌های ۵ مشاهده نمونه در جدول ۲ حاکی از آن است که مدل‌های رگرسیون خطی و سری زمانی پایه (مانند LR و MA) با افزایش مقدار واقعی بار در زمان‌های انتهایی دچار واگرایی فزاینده خطا می‌شوند؛ به‌طوری‌که خطای مدل LR در زمان پنجم به ۳۵ واحد افزایش یافته است. این پدیده ناشی از عدم توانایی نگاشت‌های خطی در انطباق با شتاب تغییرات مصرف برق است. در نقطه مقابل، شبکه‌های یادگیری عمیق بازگشتی و به‌ویژه مدل LSTM، خطای پیش‌بینی را در تمام نقاط در بازه بسیار محدود کنترل کرده‌اند. ثبات دامنه خطا در مدل LSTM و پس از آن مدل GRU نشان می‌دهد که دروازه‌های فراموشی و به‌روزرسانی در این شبکه‌ها موفق شده‌اند روندهای غیرخطی بار را بدون ایجاد پس‌افتادگی فاز به‌خوبی فرا بگیرند. به‌منظور ارزیابی دقیق و تکرارپذیر کارایی کلی مدل‌ها در کل داده‌های مورد آزمون، شاخص‌های خطای تجمیعی محاسبه و در قالب جدول ۳ گزارش شده است.

جدول ۳.مقایسه عملکرد روش های پیش بینی مبتنی بر شاخص های خطا

Table 3. Comparison of Forecasting Methods Based on Error

مدل	R^2	MAPE	RMSE	MAE
LR	0.84	1.8%	10.2	8.5
AR	0.86	1.5%	8.9	7.2
MA	0.85	1.6%	9.1	7.8
ARMA	0.88	1.2%	7.2	5.8
ARIMA	0.89	0.9%	5.5	4.2
ANN	0.93	0.6%	3.5	2.8
LSTM	0.98	0.2%	1.2	0.8
GRU	0.97	0.3%	1.5	1.1
RF	0.92	0.7%	4.2	3.5
GB	0.94	0.5%	3.1	2.5

نتایج آماری جدول ۳ برتری مطلق مدل‌های یادگیری عمیق را به تصویر می‌کشد. مدل رگرسیون خطی با میانگین قدرمطلق درصد خطای ۱٫۸٪ و ضریب تبیین ۰٫۸۴ ضعیف‌ترین عملکرد را دارد. مدل‌های سری زمانی استاندارد (ARMA و ARIMA) هرچند بهینه‌سازی قابل‌توجهی نسبت به رگرسیون دارند (کاهش MAPE به ۰٫۹٪ در ARIMA)، اما در مقایسه با روش‌های هوش مصنوعی همچنان خطای باقیمانده بالایی دارند. در میان رویکردهای یادگیری عمیق، مدل LSTM با دست‌یابی به کمترین مقادیر خطا و بالاترین ضریب همبستگی، جایگاه برترین مدل پیش‌بینی را کسب کرده است. عملکرد GRU نیز با اختلاف ناچیزی در رتبه دوم قرار دارد. نزدیک بودن ضریب تعیین LSTM به عدد یک گویای این حقیقت است که ۹۸ درصد از تغییرات تقاضای پایه برق توسط این شبکه تبیین شده و پسماندهای حاصله فاقد مؤلفه ساختاری قابل مدل‌سازی هستند.

با محرز شدن دقت برتر مدل‌ها، برای پایش پیوسته رفتار پسماندها و ممانعت از انتشار خطاهای تصادفی و سیستماتیک در فرآیند قیمت‌گذاری، عملکرد دو نمودار پایش کیفیت آماری بر مبنای شاخص میانگین طول دنباله (ARL) مورد آزمون قرار گرفت که نتایج در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴.مقایسه عملکرد نمودارهای کنترل I-MR و CSC بر اساس ARL

Table 4. ARL Comparison of I-MR and CSC Control Charts

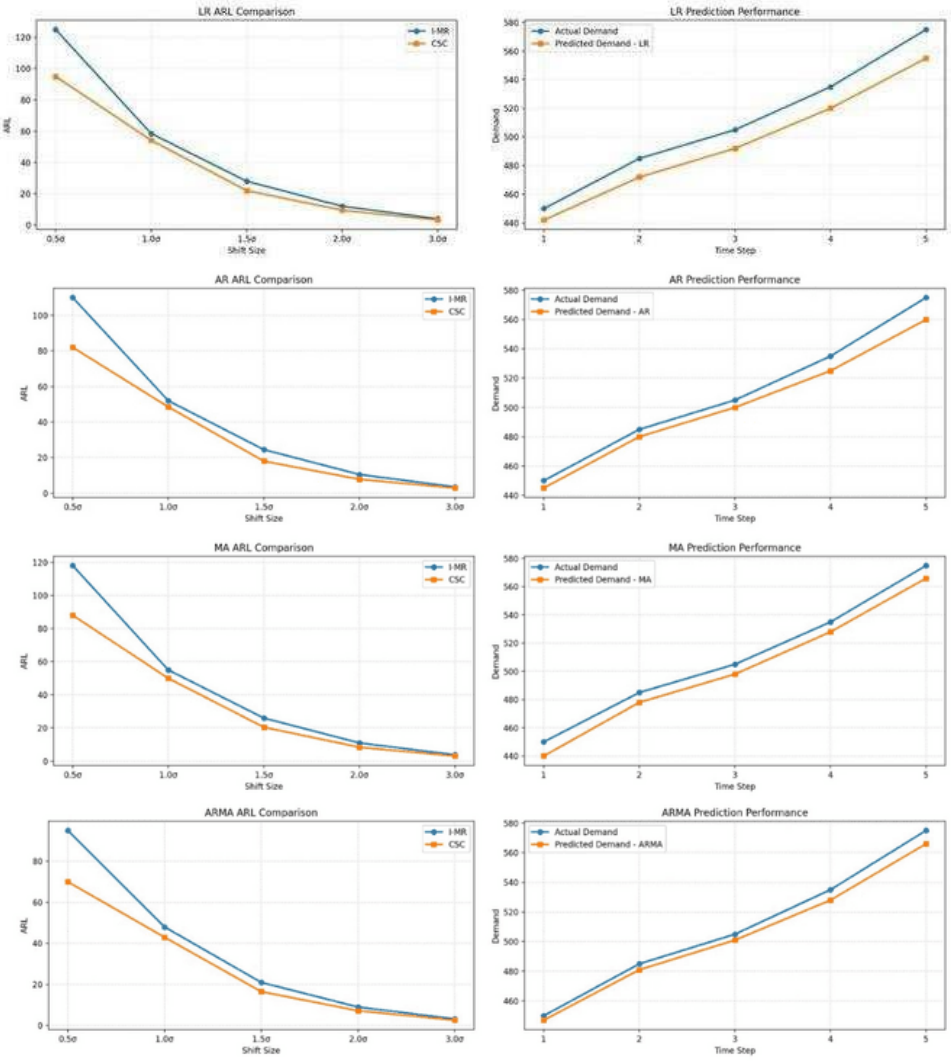
	LR		AR		MA		GB	
شیفت	ARL_{I-MR}	ARL_{CSC}	ARL_{I-MR}	ARL_{CSC}	ARL_{I-MR}	ARL_{CSC}	ARL_{I-MR}	ARL_{CSC}
0.5	125	95	110	82	118	88	75	54
1	58	52	52	48.5	55	50	36	31
1.5	28	22	24.5	18	26	20.5	15.5	12
2	12	9	10.5	7.8	11	8.4	7	5.5
3	4	3.2	3.5	2.9	3.8	3.1	2.6	2.1
	ARMA		**ARIMA**		**ANN**			
شیفت	ARL_{I-MR}	ARL_{CSC}	ARL_{I-MR}	ARL_{CSC}	ARL_{I-MR}	ARL_{CSC}		
0.5	95	70	88	65	70	50		
1	48	43	44	39	35	29		
1.5	21	16.5	19	14.5	15	11.5		
2	9	7.2	8.2	6.5	6.5	5.2		
3	9.5	7.0	3	2.4	2.5	2		
	LSTM		**GRU**		**RF**			
	ARL_{I-MR}	ARL_{CSC}	ARL_{I-MR}	ARL_{CSC}	ARL_{I-MR}	ARL_{CSC}		
0.5	55	38	60	42	80	58		
1	28	22	30	25	40	36		
1.5	11	8.5	12.5	9.8	17	13.5		
2	5	4.1	5.5	4.5	7.5	6		
3	2.1	1.8	2.3	1.9	2.8	2.3		

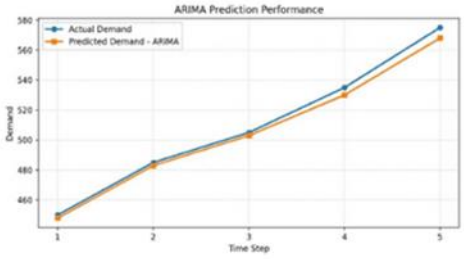
مقایسه شاخص ARL در جدول ۴ دو یافته کلیدی را اثبات می‌کند:

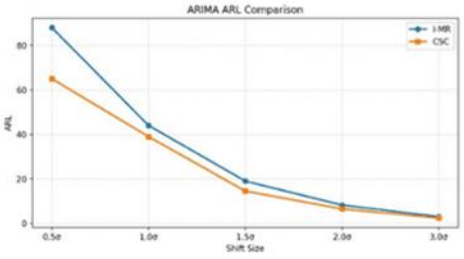
برتری نمودار CSC نسبت به I-MR: در تمامی روش‌های ده‌گانه و در کلیه مقادیر شیفت، نمودار کنترل انتخاب عامل انحراف (CSC) میانگین طول دنباله کمتری نسبت به نمودار انفرادی-دامنه متحرک (I-MR) ثبت کرده است. این مزیت به‌ویژه در شیفت‌های کوچک و پنهان بارزتر است؛ زیرا نمودار I-MR تنها مبتنی بر مشاهده لحظه‌ای تصمیم می‌گیرد، در حالی که الگوریتم حافظه‌محور و نمودار کنترل انتخاب عامل انحراف خطاهای جزئی متوالی را انباشته کرده و زنگ هشدار را بسیار سریع‌تر به صدا درمی‌آورد. اثر هم‌افزایی مدل LSTM با CSC: ترکیب پسماندهای مدل LSTM با نمودار CSC به چابک‌ترین ساختار پایش تبدیل شده است؛ به‌گونه‌ای که در شیفت کوچک ۰٫۵، نمودار CSC خطای مدل

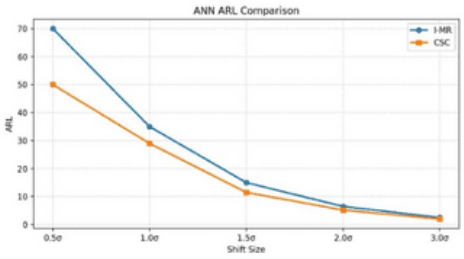
LSTM را در مدت زمان ۳۸ نمونه کشف می‌کند، حال آنکه کشف همین شیفت در مدل رگرسیون خطی مستلزم گذر ۱۲۵ نمونه است. این امر نشان می‌دهد پاک‌سازی پسماندها از هرگونه خودهمبستگی کاذب توسط LSTM، قابلیت تفکیک‌پذیری نمودار کنترل را به حداکثر رسانده است. نتایج مقایسه روش‌های پیش‌بینی و نمودارهای کنترل پایش خطا نشان داد که مدل LSTM و نمودار کنترل CSC، به‌ترتیب با برخورداری از بیشترین دقت پیش‌بینی و حساسیت در کشف شیفت، مناسب‌ترین رویکرد برای پیش‌بینی هوشمند تقاضای پایه است. این نتیجه، بستر قابل‌اتکایی برای مدل‌سازی رقابتی و استخراج تصمیم‌های بهینه در چارچوب بازی استکلبرگ فراهم می‌کند. پس از تعیین دقیق تقاضای پایه با استفاده از مدل پیش‌بینی LSTM و پایش خطای پیش‌بینی به کمک نمودار CSC، مرحله بعدی پژوهش به مدل‌سازی تعامل راهبردی میان ریزشبکه و DNO در قالب بازی استکلبرگ اختصاص می‌یابد. در این ساختار، ریزشبکه به‌عنوان رهبر بازی، قیمت عمده‌فروشی برق را تعیین می‌کند و DNO به‌عنوان پیرو، پس از مشاهده تصمیم رهبر، درباره قیمت انتقال برق، سطح کیفیت برق انتقالی و میزان تبلیغات تصمیم‌گیری می‌کند. از آنجا که ساختار مطالعه تک‌کاناله است، تمام فرآیند عرضه برق از ریزشبکه به DNO و سپس به مصرف‌کننده نهایی در یک مسیر یکپارچه مدل‌سازی می‌شود. با جایگذاری مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط روش LSTM، تحلیل حساسیت متغیرها، تابع تقاضا و توابع هدف را نسبت به این پارامتر بررسی نموده و سپس تحلیل حساسیت را برای پارامتر مهم دیگر این مدل یعنی کشش قیمتی تقاضا انجام می‌دهیم. نمودارهای عملکرد مدل‌های پیش‌بینی و مقایسه کارایی نمودارهای کنترل I-MR و CSC بر اساس شاخص ARL در قالب شکل ۱ ارائه شده است. همچنین جهت بررسی تاب‌آوری و رفتار تعادلی مدل در برابر نوسانات پارامتری کلیدی، جدول ۵ نتایج تحلیل حساسیت متغیرهای تصمیم و سود ارکان زنجیره را نسبت به تغییرات تقاضای پایه و کشش قیمتی تقاضا به تصویر می‌کشد.

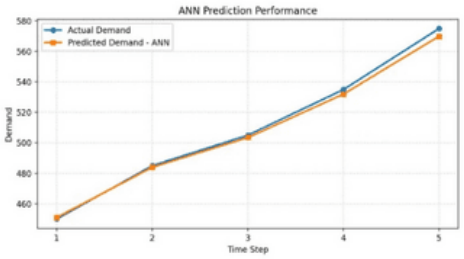
شکل ۱.نمودارهای عملکرد پیش‌بینی و نمودار مقایسه نمودارهای کنترل I-MR و CSC بر اساس ARL در پایش خطای پیش بینی

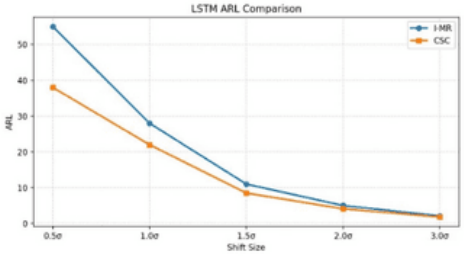


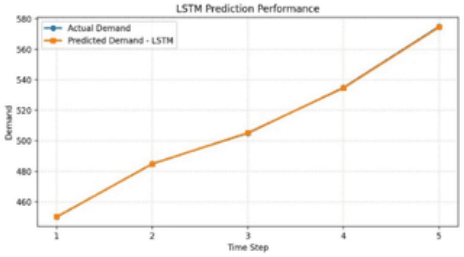

ARIMA Prediction Performance
Actual Demand
Predicted Demand - ARIMA
Demand
Time Step

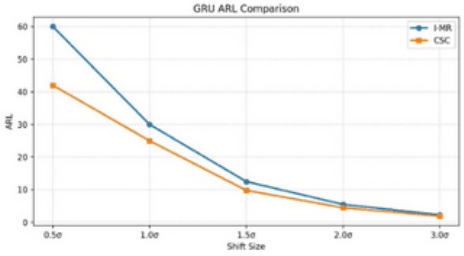

ARIMA ARL Comparison
I-MR
CSC
ARL
Shift Size

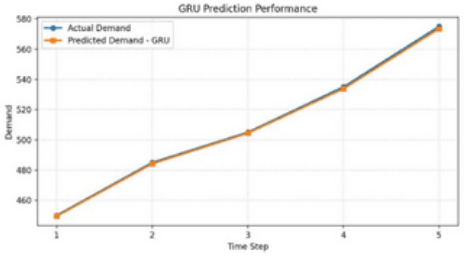

ANN ARL Comparison
I-MR
CSC
ARL
Shift Size

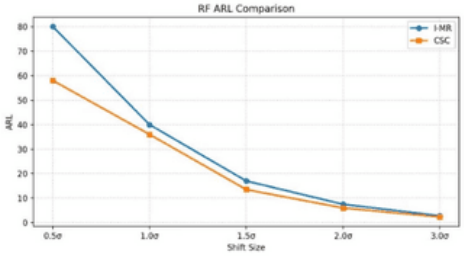

ANN Prediction Performance
Actual Demand
Predicted Demand - ANN
Demand
Time Step

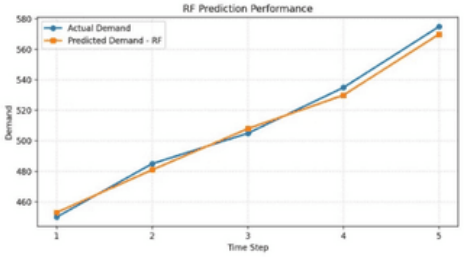

LSTM ARL Comparison
I-MR
CSC
ARL
Shift Size

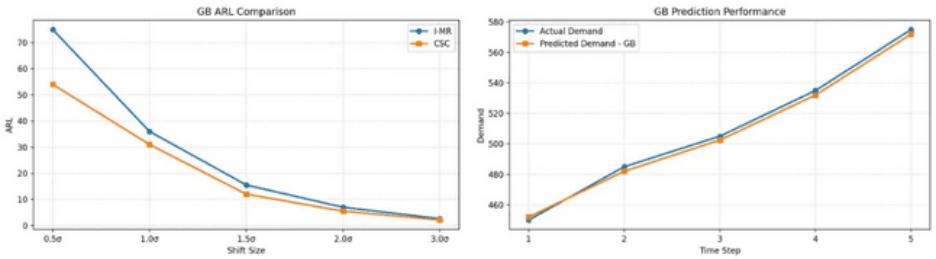

LSTM Prediction Performance
Actual Demand
Predicted Demand - LSTM
Demand
Time Step


GRU ARL Comparison
I-MR
CSC
ARL
Shift Size


GRU Prediction Performance
Actual Demand
Predicted Demand - GRU
Demand
Time Step


RF ARL Comparison
I-MR
CSC
ARL
Shift Size


RF Prediction Performance
Actual Demand
Predicted Demand - RF
Demand
Time Step



بررسی بصری رفتار مدل‌ها در شکل ۱ نشان می‌دهد که در فاز پیش‌بینی تقاضا، مدل‌های خطی و کلاسیک سری زمانی در مواجهه با نقاط بازگشت و قله‌های بار دچار تأخیر زمانی فاز و بیش‌برآوردی یا کم‌برآوردی مقطعی شده‌اند، در حالی که مدل حافظه کوتاه‌مدت طولانی (LSTM) با همگرایی بالا به مسیر سری زمانی واقعی، کمترین واریانس خطا را به ثبت رسانده است. در بعد پایش خطای پیش‌بینی، نمودارهای کنترل منفرد و دامنه متحرک (I-MR) در شیفت‌های بزرگ قادر به تشخیص انحراف هستند، اما در خطاهای ماندگار و شیفت‌های کوچک (کسری از انحراف معیار) دچار تأخیر آشکار در خروج از حدود کنترلی می‌شوند؛ در مقابل، مقایسه طول دنباله متوسط (ARL) آشکار می‌سازد که نمودار کنترل انتخاب عامل انحراف شیفت ها را در مراحل آغازین کشف کرده و سیگنال هشدار را با سرعت بسیار بالاتری صادر می‌کند.

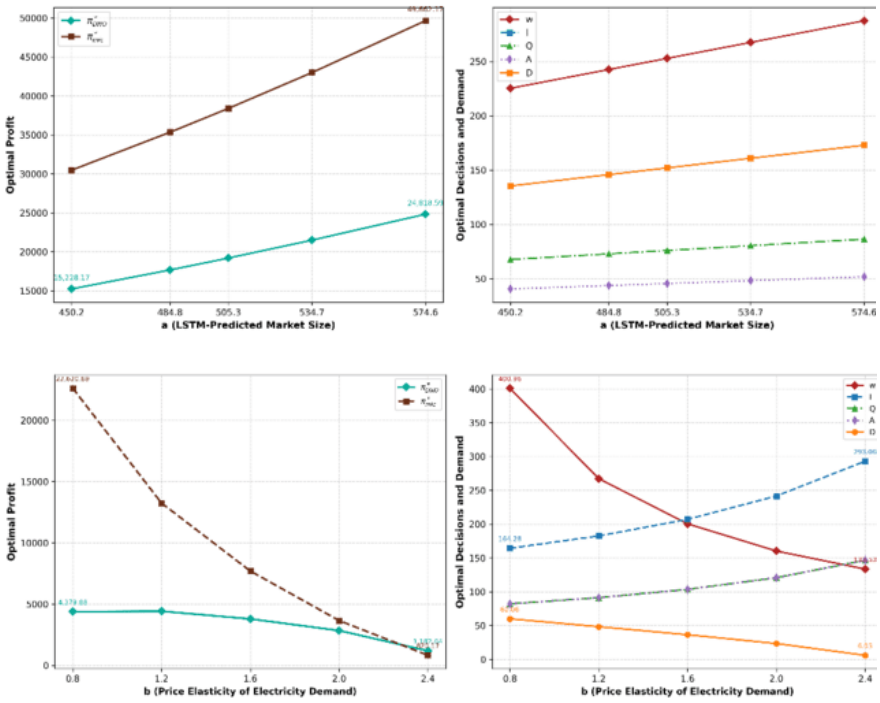
جدول ۵.تحلیل حساسیت پارامتر a و b

Table 5. Sensitivity Analysis of Parameters a and b

a	w	l	Q	A	D	π_{DNO}	π_{mic}
450.2	225.35	135.45	67.73	40.64	135.45	15228.17	30481.34
484.8	242.65	145.87	72.94	43.76	145.87	17661.63	35348.26
505.3	252.90	152.05	76.02	45.61	152.05	19188.48	38401.96
534.7	267.60	160.90	80.45	48.27	160.91	21488.67	43002.4
574.6	287.55	172.92	86.46	51.88	172.93	24818.59	49662.17
b	w	l	Q	A	D	π_{DNO}	π_{mic}
0.8	368.05	172.74	86.37	69.09	138.19	17753.40	37451.24
0.9	333.33	143.88	71.94	57.55	129.5	14388.49	30721.42
1	305.56	122.29	61.15	48.92	122.29	11889.51	25723.46
1.1	282.83	105.52	52.76	42.21	116.07	9966.20	21876.85
1.2	263.89	92.13	46.06	36.85	110.55	8445	18834.45

نتایج جدول ۵ نشان می‌دهد که افزایش تقاضای پایه با رشد هم‌زمان قیمت عمده‌فروشی، سطح فروش ، کیفیت خدمت ، تلاش تبلیغاتی و سود هر دو رکن زنجیره همراه است، چرا که ظرفیت جذب توان در بازار گسترش می‌یابد. در مقابل، افزایش کشش قیمتی به دلیل حساسیت بیش‌تر مصرف‌کنندگان به تعرفه‌ها، افت تقاضا، تعدیل رو به پایین قیمت‌ها و افت شدید سود ریزشبکه و شرکت توزیع را به دنبال دارد. این الگوهای واگرای رفتاری و نحوه اثرگذاری پارامترهای a و b بر متغیرهای تصمیم و توابع سود زنجیره، در شکل ۲ به تصویر کشیده شده است.

شکل ۲.تحلیل حساسیت پارامترهای a و b نسبت به متغیرهای تصمیم و توابع سود



با افزایش a، مسیر متغیرهای تصمیم و سودها صعودی است؛ اما با افزایش b، این متغیرها روندی نزولی نشان می‌دهند. هم‌جهتی تغییرات l، Q و A با سود اپراتور شبکه توزیع، نقش تصمیم‌های عملیاتی پیرو را در شکل‌گیری پیامد اقتصادی مدل برجسته می‌کند؛ همچنین

تغییر سود ریزشبکه نشان می‌دهد که قیمت عمده‌فروشی و سطح تقاضای تحقق‌یافته، در انتقال اثر پارامترهای بازار به سود رهبر اهمیت دارند. در مجموع، نمودارها نشان می‌دهند که نتایج مدل نسبت به تغییرات مفروضات تقاضا واکنش نظام‌مند دارد و جهت این واکنش با سازوکار قیمت‌گذاری و پاسخ راهبردی بازیگران سازگار است.

٦.نتیجه گیری

در این پژوهش، یک چارچوب یکپارچه برای قیمت‌گذاری رقابتی در زنجیره تأمین تک‌کاناله ریزشبکه ارائه شد که در آن ریزشبکه به‌عنوان رهبر و DNO به‌عنوان پیرو در قالب بازی استکلبرگ مدل‌سازی شدند. هدف اصلی پژوهش، پیوند دادن پیش‌بینی هوشمند تقاضای پایه با تصمیم‌گیری اقتصادی در حوزه قیمت‌گذاری برق بود تا مقادیر تعادلی بر مبنای برآوردی دقیق‌تر و واقع‌بینانه‌تر از رفتار تقاضا تعیین شوند. در این راستا، ابتدا مسئله پیش‌بینی تقاضا با استفاده از مجموعه‌ای از روش‌های کلاسیک، آماری، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق شامل میانگین متحرک، خودرگرسیونی، ARMA، ARIMA، رگرسیون خطی، جنگل تصادفی، گرادیان بوستینگ، شبکه عصبی مصنوعی، GRU و LSTM بررسی شد. نتایج مقایسه نشان داد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق، به‌ویژه LSTM و GRU، در شناسایی الگوهای زمانی و تغییرات غیرخطی تقاضا عملکرد بهتری نسبت به روش‌های کلاسیک دارند. ارزیابی مدل‌ها با استفاده از شاخص‌های MAE، RMSE، MAPE و R^2 انجام شد و یافته‌ها نشان داد که مدل LSTM کمترین خطا و بیشترین دقت را در میان روش‌های مورد بررسی داشته است؛ ازاین‌رو، این مدل برای تولید تقاضای پایه و ورود به بخش قیمت‌گذاری انتخاب شد. افزون بر شاخص‌های خطا، رفتار خطاهای پیش‌بینی با استفاده از نمودارهای کنترل فردی و دامنه متحرک و نیز نمودار کنترل CSC پایش شد. در این بخش، نتایج نشان دادند که نمودار CSC در شناسایی شیفت‌های کوچک و بزرگ و کشف سریع‌تر انحراف‌ها نسبت به حالت کنترل آماری، کارایی بالاتری دارد و بنابراین برای بررسی پایداری مدل‌های پیش‌بینی مناسب‌تر است. در ادامه، خروجی مدل پیش‌بینی

منتخب به‌عنوان ورودی بخش تعادلی مدل مورد استفاده قرار گرفت و ساختار بازی استکلبرگ امکان تحلیل رابطه رهبر–پیرو میان ریزشبکه و DNO را فراهم ساخت. نتایج این بخش نشان داد که تصمیم قیمت‌گذاری ریزشبکه به‌طور مستقیم بر واکنش DNO، سطح تقاضای نهایی و سود هر دو بازیگر اثرگذار است و بهره‌گیری از تقاضای پیش‌بینی‌شده موجب می‌شود تعادل حاصل به شرایط واقعی بازار نزدیک‌تر شود. همچنین تحلیل حساسیت بیانگر آن بود که افزایش تقاضای پایه سبب رشد متغیرهای تصمیم، افزایش تقاضای نهایی و بهبود سود هر دو بازیگر می‌شود، در حالی که افزایش کشش قیمتی، تقاضا و سودآوری را کاهش می‌دهد. این یافته‌ها نشان می‌دهند که دقت پیش‌بینی تقاضا و شدت حساسیت بازار به قیمت، دو عامل اساسی در پایداری و سودآوری تعادل حاصل در زنجیره تأمین برق هستند. در مجموع، نتایج پژوهش حاضر نشان داد که ترکیب پیش‌بینی هوشمند تقاضا با بازی استکلبرگ، چارچوبی کارآمد و قابل اتکا برای قیمت‌گذاری رقابتی در ریزشبکه‌ها فراهم می‌آورد و ارزش اصلی آن در یکپارچه‌سازی پیش‌بینی تقاضا، ارزیابی عملکرد، پایش آماری خطا از طریق نمودارهای I-MR و CSC، و تحلیل تعادلی در یک بستر منسجم نهفته است. این چارچوب می‌تواند مبنایی مناسب برای بهبود تصمیم‌گیری در ریزشبکه‌ها، DNO و سیاست‌گذاری انرژی باشد. در نهایت، پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی، این مدل به شرایط چنددوره‌ای، حضور چند ریزشبکه، عدم‌قطعیت تولید منابع تجدیدپذیر و ساختارهای چندکاناله توسعه یابد تا دامنه کاربرد و توان تبیین آن در شرایط واقعی‌تر افزایش پیدا کند.

تعارض منافع

تعارض منافع نداریم.

سپاسگزاری

نویسندگان این مقاله از نظرات ارزشمند داوران محترم نشریه که باعث بهبود کیفیت این تحقیق شده است قدردانی می نمایند.

ORCID

Mohammad Amin Maftoon https://orcid.org/0009-0007-4658-7758
Razieh Keshavarzfard http://orcid.org/ 0000-0002-2212-3576
Narges Norouzi http://orcid.org/ 0000-0003-3003-0553

References

مفتون، محمدامین و کشاورزفرد، راضیه و بیات، ترنم،۱۴۰۲،توسعه مدلی به منظور قیمت گذاری شبکه زنجیره تامین رقابتی برق،شانزدهمین کنفرانس بین المللی انجمن ایرانی تحقیق در عملیات

بیات، ترنم و کشاورزفرد، راضیه و مفتون، محمدامین،۱۴۰۲،ارائه یک مدل ریاضی رهبر-پیرو به منظور قیمت گذاری پویا برق در ریز شبکه ها،شانزدهمین کنفرانس بین المللی انجمن ایرانی تحقیق در عملیات

نفر، مونا و کشاورزفرد، راضیه و مفتون، محمدامین،۱۴۰۳، ارائه یک مدل ریاضی مبتنی بر سناریو برای قیمت گذاری برق رقابتی، نوزدهمین کنفرانس بین المللی مهندسی صنایع ایران

مفتون، محمدامین و کشاورزفرد، راضیه،۱۴۰۳،ارائه یک مدل رهبر-پیرو برای قیمت گذاری پویا در ریزشبکه ها با در نظر گرفتن عدم قطعیت انرژی های تجدیدپذیر،هشتمین کنفرانس بین المللی مدیریت و صنعت

مفتون، محمدامین و کشاورزفرد، راضیه،۱۴۰۳،ارائه یک مدل قیمت گذاری برق رقابتی مبتنی بر سناریو با در نظر گرفتن منابع فسیلی و تجدید پذیر،هشتمین کنفرانس بین المللی مدیریت و صنعت

مفتون، محمدامین و کشاورزفرد، راضیه،۱۴۰۴،توسعه یک مدل ریاضی قیمت گذاری رقابتی برق تک کاناله با در نظر گرفتن کاهش آلایندگی در ریزشبکه تجدیدپذیر،پانزدهمین کنفرانس بین المللی مهندسی صنایع، بهره وری و کیفیت

مفتون، محمدامین و کشاورزفرد، راضیه و نوروزی، نرگس،۱۴۰۵، مدل سازی و حل بازی استکلبرگ چندسطحی در زنجیره تامین برق مبتنی بر زیست توده با در نظر گرفتن سیاست های حمایتی دولت، بازار کربن و رفتار مصرف کننده، کنفرانس سیستم های انرژی تجدیدپذیر و فناوری های نوظهور ایران

مفتون، محمدامین و کشاورزفرد، راضیه و نوروزی، نرگس،۱۴۰۵، توسعه مدل بازی رهبر-پیرو با هدف قیمت گذاری برق رقابتی در ریزشبکه های بادی و کنترل نرم عدم تعادل، دوازدهمین کنفرانس بین المللی مهندسی صنایع و سیستم ها

مفتون، محمدامین و کشاورزفرد، راضیه،۱۴۰۵، طراحی شبکه زنجیره تامین رقابتی زیست توده-برق با درنظر گرفتن قرارداد بازخرید، دوازدهمین کنفرانس بین المللی مهندسی صنایع و سیستم ها

Bayat, T., Keshavarzfard, R., & Maftoon, M. A. (2023). Presenting a leader–follower mathematical model for dynamic electricity pricing in microgrids. 16th International Conference of the Iranian Operations Research Society (IORS). (In Persian)

Maftoon, M. A., & Keshavarzfard, R. (2024). A scenario-based competitive electricity pricing model considering fossil and renewable resources. 8th International Conference on Management and Industry. (In Persian)

Maftoon, M. A., & Keshavarzfard, R. (2024). Presenting a leader–follower model for dynamic pricing in microgrids considering renewable energy uncertainty. 8th International Conference on Management and Industry. (In Persian)

Maftoon, M. A., & Keshavarzfard, R. (2025). Developing a mathematical model for single-channel competitive electricity pricing considering emission reduction in a renewable microgrid. 15th International Conference on Industrial Engineering, Productivity and Quality. (In Persian)

Maftoon, M. A., & Keshavarzfard, R. (2026). Designing a competitive biomass–electricity supply chain network considering buyback contracts. 12th International Conference on Industrial Engineering and Systems. (In Persian)

Maftoon, M. A., Keshavarzfard, R., & Bayat, T. (2023). Developing a model for pricing the competitive electricity supply chain. 16th International Conference of the Iranian Operations Research Society (IORS). (In Persian)

Maftoon, M. A., Keshavarzfard, R., & Norouzi, N. (2026). Developing a leader–follower game model for competitive electricity pricing in wind microgrids with soft imbalance control. 12th International Conference on Industrial Engineering and Systems. (In Persian)

Maftoon, M. A., Keshavarzfard, R., & Norouzi, N. (2026). Modeling and solving a multi-level Stackelberg game in a biomass-based electricity supply chain considering government support policies, carbon market,

and consumer behavior. Conference on Renewable Energy Systems and Emerging Technologies of Iran. (In Persian)

Nafar, M., Keshavarzfard, R., & Maftoon, M. A. (2024). A scenario-based mathematical model for competitive electricity pricing. 19th International Conference of Iranian Industrial Engineering. (In Persian)

Ahsan, S. M., Gholizadeh, N., & Musilek, P. (2025). Multi-agent systems in networked microgrids: Reinforcement learning and strategic pricing mechanisms. Renewable Energy, 254, 123678.

Alsamraee, S. A., & Khanna, S. (2025). Long-term electricity demand forecasting of a university campus based on advanced deep learning artificial neural network algorithms. Results in Engineering, 106683.

Bedi, J., & Toshniwal, D. (2018). Empirical mode decomposition based deep learning for electricity demand forecasting. IEEE Access, 6, 49144-49156.

Chen, Y., Li, J., & He, L. (2020). Tradeoffs in cost competitiveness and emission reduction within microgrid sustainable development considering price-based demand response. Science of The Total Environment, 703, 135545.

Derevianko, D., & Zaichenko, S. (2023). Game-theoretic models of dynamic pricing in microgrids with distributed generation sources. In Power Systems Research and Operation: Selected Problems III (pp. 231-245). Cham: Springer Nature Switzerland.

Fazlalipour, P., Ehsan, M., & Mohammadi-Ivatloo, B. (2018). Optimal participation of low voltage renewable micro-grids in energy and spinning reserve markets under price uncertainties. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 102, 84-96.

Hadjout, D., Torres, J. F., Troncoso, A., Sebaa, A., & Martínez-Álvarez, F. (2022). Electricity consumption forecasting based on ensemble deep learning with application to the Algerian market. Energy, 243, 123060.

Hrnjica, B., & Mehr, A. D. (2019). Energy demand forecasting using deep learning. In Smart Cities Performability, Cognition, & Security (pp. 71-104). Cham: Springer International Publishing.

Janko, S., & Johnson, N. G. (2020). Reputation-based competitive pricing negotiation and power trading for grid-connected microgrid networks. Applied Energy, 277, 115598.

KESHAVARZFARD, R., & ABOLHASANI, M. (2026). Sustainability-financial assessment indicators for renewable energy systems using fuzzy SWARA/WASPAS approach. Sigma: Journal of Engineering & Natural Sciences/Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi, 44(2), 1111.

Keshavarzfard, Razieh, and Seyed AbdolRasoul Zinati Yazdi. "Techno-economic assessments of a cogeneration system of large-scale solar photovoltaic energy and Bitcoin cryptocurrency mining." Solar Energy 302 (2025): 114019.

Lee, C. S. (2022). Estimation of residential space conditioning parameters using smart electricity meter data (Doctoral dissertation, University of Illinois at Urbana-Champaign).

Liu, Y., Zuo, K., Liu, X. A., Liu, J., & Kennedy, J. M. (2018). Dynamic pricing for decentralized energy trading in micro-grids. Applied Energy, 228, 689-699.

Maftoon, M. A. ., & Keshavarzfard, R. . (2026). Biomass-Power Competitive Supply Chain Network Design Considering Buyback Contract. Supply Chain and Operations Decision Making, 3(3), 212-222. https://doi.org/10.48313/scodm.vi.63

Maftoon, M. A. ., Keshavarzfard, R. ., & Norouzi, N. . (2026). Development of A Leader–Follower Game Model for Competitive Electricity Pricing in Wind-Based Microgrids with Soft Imbalance Control. Journal of Intelligent Decision and Computational Modelling, 2(3), 165-174. https://doi.org/10.48314/jidcm.v2i3.93

Maftoon, M. A., Keshavarzfard, R., & Norouzi, N. (2026). A Stackelberg Game Analytics Model for Pricing and Coordination in a Three-Channel Renewable Microgrid Supply Chain. Supply Chain Analytics, 100250.

Mallapragada, D. S., Junge, C., Wang, C., Pfeifenberger, H., Joskow, P. L., & Schmalensee, R. (2023). Electricity pricing challenges in future renewables-dominant power systems. Energy Economics, 126, 106981.

Srinivasan, S. (2019). Power relationships: Marginal cost pricing of electricity and social sustainability of renewable energy projects. Technology and Economics of Smart Grids and Sustainable Energy, 4(1), 13.

Wang, R., Hsu, S. C., Zheng, S., Chen, J. H., & Li, X. I. (2020). Renewable energy microgrids: Economic evaluation and decision making for government policies to contribute to affordable and clean energy. Applied Energy, 274, 115287.

Wu, S., Guo, H., Wang, F., Shi, T., Deng, Y., Zhang, X., … & Ren, L. (2026). Promoting Sustainable P2P Energy Trading Among Microgrids via a Fair and Adaptive Pricing Mechanism. Renewable Energy, 125360.