

A Novel Algorithm for Tracking Power in Solar Cells Based on Neural Network Trained with Multi Verse Optimization Algorithm

Mohammad Abedini¹, Bahram Rashisi², Imam Chaharmahali³

¹ Associate Professor, Department of Electrical Engineering, Ayatollah Boroujerdi University, Boroujerd, Iran
m.abedini@abru.ac

² Associate Professor, Department of Electrical Engineering, Ayatollah Boroujerdi University, Boroujerd, Iran
b.rashidi@abru.ac.ir

³ Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, And.C. ,Islamic Azad University ,Andimeshk, Iran
iman.chaharmahali@iau.ac.ir

Abstract:

Solar systems need to deliver their output panel voltage to extract the maximum power that can be delivered to the load when the weather conditions change. Such energy compatibility should perform well. That is, it must be ensured that the panel's operating point is close to the maximum value. Therefore, in this article, a new method of power tracking is used, which is based on the combination of neural networks and a meta-heuristic algorithm called multi-order optimization, in order to overcome the problems of conventional methods caused by being slow to respond to temperature changes. Therefore, it has been tried to train the weights of the neural network with a new training method based on the meta-heuristic algorithm so that it can quickly respond to these changes in case of any change in the temperature or the radiation of the controller. To show the efficiency of the proposed method, the results are compared with conventional methods and neural network whose weights are not optimized in different scenarios, which will show higher speed and provide more output power.

Keywords: Neural network, multi-verse optimization, maximum power point tracking

Article Type: Research

Received: 23. 12. 2023

Revised: 16. 02. 2025

Accepted: 03. 14. 2025

Corresponding author: M. Abedini

Corresponding author's address: Elec. Eng. Dep., Ayatollah Boroujerdi University, Boroujerd, Iran



1. Motivation of the work

The need for widespread energy distribution has made renewable energy sources such as wind, solar, and fuel cells more important than ever before [1-3]. The need for widespread energy distribution has made renewable energy sources such as wind, solar, and fuel cells more important than ever before [1]. The most important features of this article include the following:

- The maximum power point is obtained in a shorter time with the most accurate maximum power.
- The system response time is fast and there are fewer fluctuations compared to the traditional and intelligent methods.
- The proposed method will have better performance when changing environmental parameters.

2. Contributions

In this paper, the improved neural network structure is used to design the controller of the solar cell tracking system due to the problems of the conventional methods due to the slowness in responding to temperature and radiation changes. The two items of temperature and radiation are modeled as inputs and the duty cycle of the boost converter as the output of the neural network. Unlike the conventional methods for training the neural network, the multi-order optimization algorithm is used to train the weights of the neural network due to its high speed in reaching the optimal value to increase the accuracy and speed of training. The use of pre-trained neural networks in tracking the maximum power point of solar panels is an advanced and efficient approach that can significantly improve the efficiency, accuracy and reliability of solar systems and minimize energy losses and extract the maximum possible power from solar panels. Finally, the results are compared with the neural method trained by the Lüneburg-Marquardt method and the interference and observation method.

3. Procedures

In this paper, an improved neural network structure has been used to design a solar cell tracking system controller due to the problems of conventional methods due to slow response to temperature and radiation changes. In conventional methods, controllers use two inputs, temperature and radiation, and the duty cycle of the boost converter. One of the most common types of neural networks used in this field is the Multilayer Perceptron (MLP) neural network. This type of network is suitable for predicting and optimizing the output power of solar panels due to its simple structure and ability to approximate complex functions.

4. Findings

In a studied scenario where a three-level variable radiation and a two-level temperature are considered, the neural network was able to track the radiation and temperature changes well and deliver the maximum power at the output. Also, the delivered power is

maximum and the system settling time is very low, and the neural network performed well in tracking the maximum power without the need for re-adjustment and showed minimal power and voltage fluctuations.

5. Conclusion

In this paper, a power tracking method with boost converter and photovoltaic system based on neural network and multi-order optimization metaheuristic algorithm in MATLAB environment was presented. To demonstrate the efficiency of the proposed method, two scenarios were modeled. In the first scenario, constant radiation and temperature were provided for the photovoltaic system and its results were compared with non-optimized neural network, P&O and fuzzy, which showed a high accuracy of the method of about 98.85% in delivering maximum power to the load. In the second scenario, a change in temperature and input radiation was applied and without the need to train the neural network, maximum power was delivered to the load with minimal fluctuations and low settling time. This shows the high ability of the proposed method.

ارائه الگوریتم جدیدی جهت ردیابی توان در سلول‌های خورشیدی بر پایه شبکه عصبی آموزش داده شده با الگوریتم بهینه‌سازی چند نظامی

محمد عابدینی^۱، بهرام رشیدی^۲، ایمان چهارمحالی^۳

۱- دانشیار- دانشکده مهندسی برق- دانشگاه آیت الله بروجردی- بروجرد- ایران

m.abedini@abru.ac.ir

۲- دانشیار- دانشکده مهندسی برق- دانشگاه آیت الله بروجردی- بروجرد

b.rashidi@abru.ac.ir

۳- استادیار- گروه مهندسی برق- واحد اندیشک- دانشگاه آزاد اسلامی- اندیشک- ایران

iman.chaharmahali@iau.ac.ir

چکیده: سیستم‌های خورشیدی برای استخراج حداکثر توان قابل تحویل به بار هنگام تغییر شرایط آب و هوایی نیازمند به تحویل ماکزیمم ولتاژ پنل خروجی خود دارند. یعنی باید اطمینان حاصل شود که نقطه بهره‌برداری از پنل نزدیک به مقدار حداکثر است. از این رو در این مقاله از یک روش جدید ردیابی توان استفاده شده است که برپایه ترکیب شبکه‌های عصبی و یک الگوریتم فراابتکاری به نام بهینه‌سازی چند نظامی می‌باشد تا بتواند بر مشکلات روش‌های مرسوم ناشی از کند بودن در پاسخ‌گویی به تغییرات دما و تابش غلبه نماید. بنابراین سعی شده است تا با روش آموزش جدید برپایه الگوریتم فرا ابتکاری وزن‌های شبکه عصبی را به نحوی آموزش داد تا در صورت هر تغییری در دما و یا تابش کنترل‌کننده به سرعت به این تغییرات پاسخ دهد. برای نمایش دادن کارایی از روش پیشنهادی در انتها نتایج با روش‌های مرسوم و شبکه عصبی که وزن‌های آن بهینه نشده است در سناریوهای مختلف مقایسه می‌گردد که نشان از سرعت بالاتر و فراهم آوردن توان بیشتری در خروجی با حداقل نوسانات خواهد بود.

کلمات کلیدی: شبکه عصبی، بهینه‌سازی چند نظامی، ردیابی حداکثر نقطه توان

نوع مقاله: پژوهشی

دریافت: ۱۴۰۲/۱۰/۰۲

بازنگری: ۱۴۰۳/۱۱/۲۸

پذیرش: ۱۴۰۳/۱۲/۱۴

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر محمد عابدینی

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران - بروجرد - دانشگاه آیت الله بروجردی - دانشکده ی فنی و مهندسی

۱- مقدمه

نیاز به توزیع گسترده انرژی باعث شده که منابع انرژی‌های تجدیدپذیر نظیر باد، خورشید و پیل‌های سوختی بسیار مهم‌تر از گذشته تلقی شوند [۱].

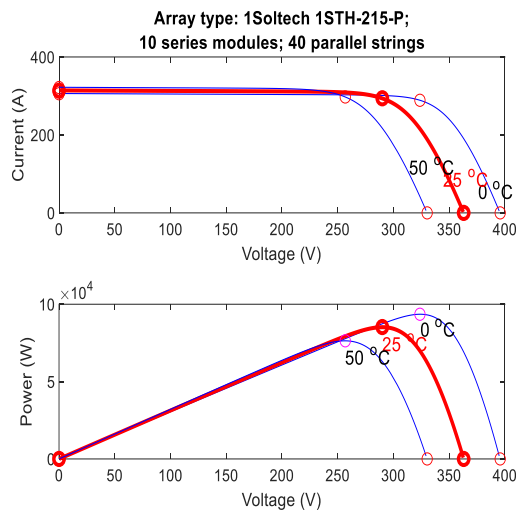
فناوری‌های انرژی تجدیدپذیر به عنوان مسیرهای ایمن‌تر برای حرکت به سوی انرژی پایدار در بخش برق در نظر گرفته شده‌اند [۲]. با این حال، علیرغم در دسترس بودن آنها، منابع انرژی تجدیدپذیر به طور طبیعی متغیر هستند. به عنوان مثال، خورشید و باد پایدار نیستند زیرا تابش خورشیدی و سرعت باد به طور مداوم در حال تغییر است [۳]. علاوه بر این، سیستم‌های فتوولتائیک^۱ (PV) از مازول‌های خورشیدی برای جمع‌آوری انرژی خورشید استفاده می‌کنند، اما بازده تبدیل این مازول‌ها هنوز هم بسیار پایین است و حداکثر بهره‌وری از انرژی خورشید را محدود می‌کند [۴]. به همین دلیل، در حال حاضر از روش‌های کنترلی مختلفی برای ردیابی حداکثر توان از این سیستم‌های انرژی استفاده می‌شود. بنابراین نیاز به محاسبات الگوریتمی است تا مازول PV را با حداکثر توانی که می‌تواند تحت هر شرایط محیطی تولید کند، کار کند [۵]. این الگوریتم‌ها به عنوان الگوریتم‌های ردیابی نقطه حداکثر توان^۲ (MPPT) نامیده می‌شوند. دسته‌بندی و فهرست کاملی از الگوریتم‌های MPPT متعدد در [۶، ۷] ارائه شده است. روش‌های MPPT می‌توانند براساس روش‌های ردیابی به چهار دسته طبقه‌بندی شوند: روش‌های کلاسیک، روش‌های هوشمند، روش‌های بهینه‌سازی و روش‌های ترکیبی [۶-۱۱]. علاوه بر این، کارایی هر روش ردیابی براساس ظرفیت آن در بررسی توان ماکسیمم در شرایط مختلف آب و هوایی محیطی متفاوت است.

روش‌های کنترل کلاسیک شامل: تداخل و مشاهده^۳ [۱۲]، روش صخره نوردی^۴ [۱۳]، روش ولتاژ ثابت و جریان اتصال کوتاه [۱۵] و [۱۴]، روش کندوکناس افزایشی [۱۶]، می‌باشند. این روش‌ها در شرایط تابش ثابت بهترین عملکرد را دارند. با این حال با این روش‌ها، نوسان‌ها در نزدیکی نقطه توان ماکسیمم درحین ردیابی بیشتر است که درنهایت منجر به عملکرد ضعیف سیستم‌های فتوولتائیک می‌گردد. روش‌های هوشمند از یادگیری ماشین برای رسیدن به نقطه توان ماکسیمم خود بهره می‌برند که شامل: شبکه عصبی مصنوعی^۵ (Ann) [۱۷-۱۹]، منطق فازی [۲۰ و ۲۱]، روش مبتنی بر دنباله فیبوناچی [۲۲] می‌باشند. دسته سوم شامل روش‌های بهینه‌سازی می‌باشند که به دلیل مزایای خاص آنها نسبت به الگوریتم‌های معمول، روش‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری به شدت مورد توجه قرار گرفته‌اند. این روش‌ها برای یافتن پاسخ‌های بهینه‌ای از مسائل پیچیده دنیای واقعی استفاده می‌شوند از مهم‌ترین این روش‌ها می‌توان به الگوریتم حرکات پرندگان [۲۳]، الگوریتم رقابت استعماری [۲۴]، الگوریتم گرگ خاکستری [۲۵] اشاره نمود. گروه چهارم مربوط به الگوریتم‌های ترکیبی می‌باشند که از ترکیب روش‌های سه دسته قبلی معرفی شده اند [۲۶-۲۸]. در [۲۹]، یک الگوریتم ردیابی حداکثر توان با استفاده

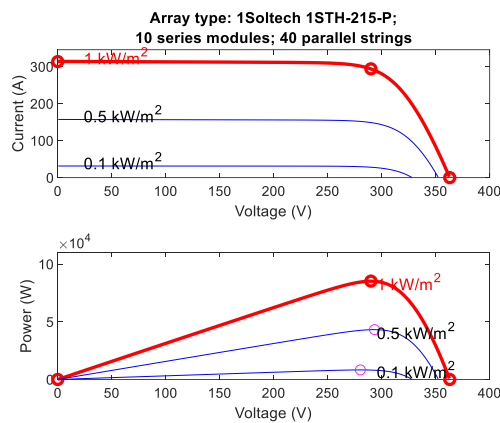
از روش تحلیل عددی توسعه داده شده است و نتایج با استفاده از سه پنل خورشیدی مجزا اعتبارسنجی شده است. نتایج نشان می‌دهد روش P&O ارائه شده دارای همگرایی سریع‌تری نسبت به روش مرسوم P&O دارد اما در این مقاله نیز عدم قطعیت در شرایط جوی بررسی نشده است. در [۳۰]، یک روش بهبود داده شده براساس الگوریتم ازدحام نمک پیشنهاد می‌کند. برای تقویت ظرفیت اکتشافی الگوریتم، از یک روش جدید جهت اصلاح دامنه جستجوی اولیه استفاده می‌شود، در نتیجه به سرعت در نزدیکی نقطه حداکثر توان قرار می‌گیرد. شرایط سایه جزئی بر حداکثر تولید توان از آرایه خورشیدی تأثیر منفی می‌گذارد. برای غلبه بر این مسئله، در مرجع [۳۱]، یک الگوریتم جدید ردیابی نقطه توان حداکثر مبتنی بر هوش ازدحام هیبریدی را پیشنهاد کرده است، یعنی ترکیب الگوریتم شکارچی دریایی - بهینه‌سازی ازدحام ذرات بر روی یک توپولوژی خورشیدی مبتنی بر جایگشت ۴×۴ پیشنهاد شده، اجرا شده است. روش پیشنهادی با به‌روزرسانی سرعت در سه مرحله فرآیند رسیدن به حداکثر توان را بهبود می‌بخشد. یک الگوریتم پیشرفته به نام رسانایی تفاضلی تطبیقی بهبود یافته در [۳۲]، با استفاده از قانون کیرشهوف در چارچوب یک مدل دیود منفرد معرفی شده است. تجزیه و تحلیل نتایج نشان داده است که امیدانس مازول‌های PV با افزایش تابش کاهش می‌یابد، در حالی که امیدانس بار تا حد زیادی بی‌تأثیر باقی خواهد ماند که با کاربردهای PV همسو می‌باشد. در [۳۳]، یک استراتژی جدید برای ردیابی حداکثر نقطه توان با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری معرفی می‌کند که مکانیزم جستجوی روش بهینه سازی بهبود داده شده است که هم قابلیت جستجو و هم سرعت همگرایی الگوریتم را افزایش می‌دهد.

در این مقاله از ساختار شبکه عصبی بهبود داده شده برای طراحی کنترل کننده سیستم ردیاب سلول خورشیدی به علت مشکلات روش‌های مرسوم ناشی از کند بودن در پاسخ‌گویی به تغییرات دما و تابش استفاده شده است. دو مورد دما و تابش به عنوان وردی و سیکل کاری مبدل بوست به عنوان خروجی شبکه عصبی مدلسازی می‌گردد برخلاف روش‌های مرسوم برای آموزش شبکه عصبی از الگوریتم بهینه‌سازی چند نظمی به علت سرعت بالای آن در رسیدن به مقدار بهینه برای آموزش وزن‌های شبکه عصبی استفاده شده است تا دقت و سرعت آموزش افزایش داده شود، استفاده از شبکه‌های عصبی پیشنهاد شده در ردیابی نقطه حداکثر توان پنل‌های خورشیدی، یک رویکرد پیشرفته و کارآمد است که می‌تواند بازدهی، دقت و قابلیت اطمینان سیستم‌های خورشیدی را به طور قابل توجهی بهبود بخشد و تلفات انرژی را به حداقل برساند و حداکثر توان ممکن را از پنل‌های خورشیدی استخراج کند. در نهایت نتایج با روش عصبی آموزش داده شده به روش لونیگ-مارکوارت و روش تداخل و مشاهده مقایسه می‌گردد. از مهم‌ترین ویژگی‌های این مقاله می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

منحنی‌های P-V و I-V برای سیستم PV با تابش یکنواخت در شکل‌های (۲) و (۳) نشان داده شده است.



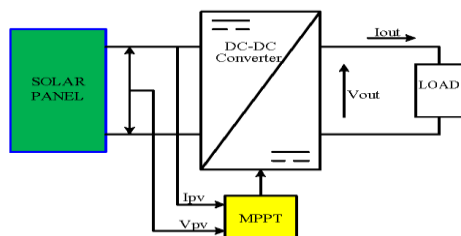
شکل (۲): منحنی‌های I-V و P-V تحت دمای مختلف



شکل (۳): منحنی‌های I-V و P-V تحت تابش‌های مختلف

۲-۲- مدل مبدل بوست

یک مبدل Dc/Dc یک بخش را برای هر سیستم MPPT تشکیل می‌دهد. این مبدل بین بار و مدل PV به کار گرفته می‌شود که در شکل ۴ نمایش داده شده است [۳۰].



شکل (۴): بلوک دیاگرام یک سیستم MPPT

که با تغییر سیکل کاری امکان‌پذیر می‌باشد. با تغییر سیکل کاری می‌توان به نقطه‌ای ماکزیمم توان دست یافت.

در حالتی که $V_i > V_o$ است مبدل مفروض به صورت یک مبدل Buck است در یک مبدل Buck رابطه ولتاژ خروجی عبارت است از:

- نقطه حداکثر توان در زمان کوتاه تر با حداکثر توان دقیق بدست می‌آید.

- زمان پاسخ سیستم، سریع بوده و نوسانات کمتر در مقایسه با روش سنتی و هوشمند

- روش پیشنهادی عملکرد مناسب‌تری در هنگام تغییر پارامترهای محیط خواهد داشت

بخش‌های ادامه مقاله عبارتند از: در قسمت دوم مدل‌سازی سیستم‌های فتوولتائیک آورده شده است. معرفی شبکه عصبی و کاربرد آن در طراحی کنترل کننده MPPT در بخش سوم بیان می‌گردد. پیاده‌سازی روش فراابتکاری برای بهینه کردن وزن‌های شبکه عصبی در بخش چهارم آورده شده است و در بخش پنجم نتایج شبیه‌سازی بحث خواهد شد.

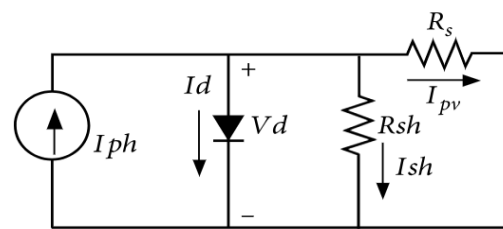
۲- مدل‌سازی سیستم مورد مطالعه

در این قسمت مدل ریاضی از سیستم فتوولتائیک و مبدل بوست را جهت مدل‌سازی در نرم افزار متلب ارائه می‌گردد.

۲-۱- سیستم فتوولتائیک

یک ماژول PV از سلول‌های PV تشکیل شده است که به صورت سری و موازی جفت به یکدیگر متصل شده‌اند. این ترکیب سری و موازی، ولتاژ و جریان آرایه را افزایش می‌دهد.

مدار الکتریکی یک سلول خورشیدی متشکل از منبع جریان، دیود، و مقاومت‌های سری و موازی است تا ویژگی‌های واقعی سلول خورشیدی را به بهترین شکل بیان کند. مقاومت‌های سری و موازی به ترتیب نشان دهنده تلفات جریان نشتی و تلفات مقاومت تماسی در یک سلول خورشیدی است. در شکل (۱) مدار معادل یک ماژول PV نمایش داده شده است.



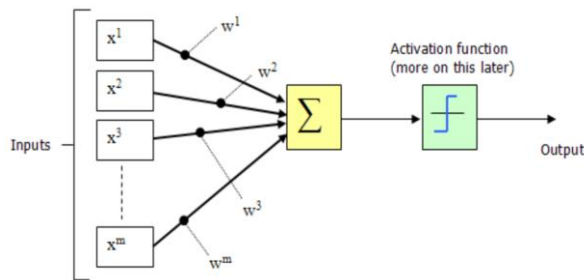
شکل (۱): مدار معادل یک ماژول PV

معادله‌ای که رابطه تابش خورشید با جریان تولید شده را توصیف می‌کند به شرح زیر است:

$$I = I_{ph} - I_0 \times (e^{qV_d / (k \times T)} - 1) \quad (1)$$

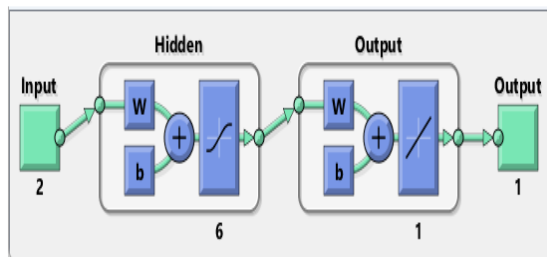
I_0 جریان اشباع معکوس دیود، V_d ولتاژ معکوس دیود، k ثابت بولتزمن، q بار الکتریکی و T دمای پیوند برحسب کلوین می‌باشد.

پس از انجام محاسبات در این مرحله اطلاعات ما از طریق سیناپس های خروجی وارد نرون دیگر می شوند و این مرحله تا جایی ادامه پیدا می کند که شبکه اصطلاحاً train شده باشد.



شکل (۶): ساختار کلی یک شبکه عصبی

در این مقاله از ساختار شبکه عصبی بهبود داده شده برای طراحی کنترل کننده سیستم ردياب سلول خورشیدی به علت مشکلات روش های مرسوم ناشی از کند بودن در پاسخ گویی به تغییرات دما و تابش استفاده شده است. در روش های مرسوم استفاده از کنترل کننده های دو مورد دما و تابش به عنوان ورودی و سیکل کاری مبدل بوست به یکی از رایج ترین انواع شبکه های عصبی که در این زمینه به کار می رود، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^۶ (MLP) است. این نوع شبکه به دلیل ساختار ساده و توانایی در تقریب توابع پیچیده، برای پیش بینی و بهینه سازی توان خروجی پنل های خورشیدی مناسب است. علاوه بر MLP، از شبکه های عصبی بازگشتی و شبکه های عصبی پیچشی نیز ممکن است استفاده شود، به ویژه اگر داده ها دارای ویژگی های زمانی یا مکانی خاصی باشند که نیاز به تحلیل دقیق تری دارند [۳۵ و ۳۶]. همچنین، روش هایی مانند یادگیری تقویتی عمیق نیز می توانند برای بهینه سازی فرآیند MPPT مورد استفاده قرار گیرند. این روش ها با یادگیری از تعاملات با محیط و دریافت پاداش بر اساس عملکرد، می توانند راهکارهای موثری برای ردیابی نقطه حداکثر توان ارائه دهند. در این مقاله نیز جهت پیاده سازی کنترل کننده پیشنهادی از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با دو ورودی و یک خروجی با ۶ لایه پنهان مشابه شکل (۷) استفاده شده است.



شکل (۷): ساختار شبکه عصبی استفاده شده

۴- بهینه سازی چند نظمی

الگوریتم بهینه سازی چند نظمی^۷ (MVO) یکی از الگوریتم هایی است که اخیراً توسط سید علی میرجلیلی معرفی شده است که از مفاهیم

$$V_o = D \times V_i \quad (2)$$

V_o ولتاژ خروجی و V_i ولتاژ ورودی است و میپدانس انتقالی نیز برابر است با:

$$R_o = D^2 \times R_i \quad (3)$$

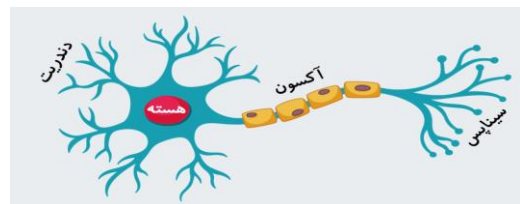
R_o امپدانس خروجی و R_i امپدانس ورودی دیده شده توسط منبع می باشد. می توان با تغییر D مقاومت دیده شده توسط منبع را تغییر داد.

اگر $V_o > V_i$ باشد مبدل مفروض به صورت یک مبدل بوست عمل خواهد کرد. رابطه ولتاژ خروجی در این مبدل عبارت است از:

$$V_o = \frac{V_i}{1 - D} \quad (4)$$

۳- شبکه عصبی

یک شبکه عصبی مصنوعی ایده ای است برای پردازش اطلاعات که از سیستم عصبی زیستی الهام گرفته شده و مانند مغز به پردازش اطلاعات می پردازد. عنصر کلید کلیدی این ایده، ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات است.



شکل (۵): ساختار یک نورن طبیعی [۳۷]

این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق العاده بهم پیوسته به نام نرون تشکیل شده (شکل (۵)) که برای حل یک مسئله با هم هماهنگ عمل می کنند و توسط سیناپس ها (ارتباطات الکترومغناطیسی) اطلاعات را منتقل می کنند.

۳-۱- ساختار شبکه عصبی

در مدل شبکه عصبی مصنوعی به هر ورودی یک وزن $(w_1, \dots, w_m)$ اختصاص می دهیم که در شکل (۶) نمایش داده شده است. این وزن ها در واقع اهمیت ورودی ها برای ما هستند، یعنی هر چه وزن بیشتر باشد، ورودی برای آموزش شبکه مهم تر است. سپس تمامی ورودی ها با هم جمع شده و به صورت یک لایه به آکسون وارد می شوند. در مرحله بعد تابع فعال ساز را بر روی داده ها اعمال می کنیم. تابع فعال ساز در واقع نسبت به نیاز مسئله و نوع شبکه عصبی ما تعریف می شود. این تابع شامل یک فرمول ریاضی برای بروزرسانی وزن ها در شبکه است.

فرض را بر این می‌گذاریم که جهان‌هایی که نرخ تورم بالایی دارند، احتمالاً سفیدچاله‌های بسیار بالایی دارند. در مقابل، جهان‌هایی که نرخ تورم پایینی دارند، احتمال بالای سیاه‌چاله‌ها زیاد است. بنابراین، همیشه امکان انتقال اشیاء از جهان با نرخ تورم بالا به جهانی با نرخ تورم پایین وجود دارد. این کار می‌تواند بهبود میانگین نرخ تورم کل جهان در طول تکرارها را تضمین کند.

کرم‌چاله‌ها به صورت تصادفی در هر یک از جهان‌ها، صرف نظر از نرخ تورم، ظاهر می‌شوند. این تنوع بیشتر جهان‌ها را در طول تکرار تضمین می‌کند. تونل‌ها به جهان‌هایی نیاز دارند که به صورت ناگهانی تغییر کنند، بنابراین کاوش جستجو در فضای اختصاص داده شده را تضمین می‌کند. این تغییرات رفع هرگونه بهینه محلی را تسهیل می‌کند. در این مقاله از روش بهینه‌سازی چند وجهی جهت تعیین ضریب‌های وزنی شبکه عصبی استفاده شده است و تابع هدف مسئله منیم‌سازی مربعات خطا^۸ است که به صورت زیر تعریف شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_m - x_o)^2} \quad (5)$$

در رابطه (۵)، مقدار x_m نشان دهنده سیکل کاری تاخیمین شده و x_o نشان دهنده سیکل کاری اندازگیری شده می‌باشد.

۴-۱- مدل سازی ریاضی روش MVO

در این قسمت مدل ریاضی برای حل مسئله پیشنهادی را به کمک روش MVO نمایش می‌دهیم:

مدل‌سازی ریاضی مبادله اشیاء بین جهان‌ها و تونل‌های سفید و سیاه‌چاله از طریق انتخاب چرخ رولت انجام می‌شود.

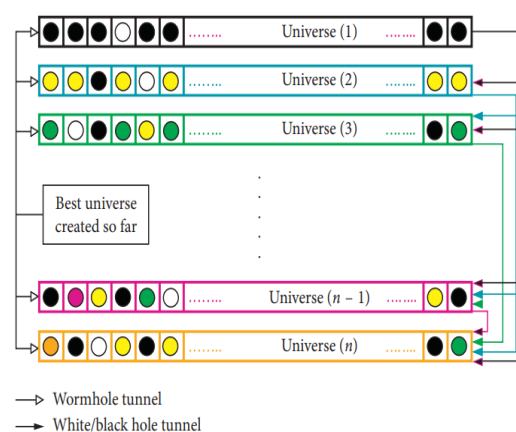
در پایان هر تکرار، یک جهان به عنوان بهترین جهان انتخاب می‌شود. با توجه به اینکه m و n به ترتیب تعداد متغیرها و جهان‌ها را نشان می‌دهند، مجموعه راه‌حل‌های U به صورت زیر فرموله می‌شود.

- مرحله اول (تولید جمعیت اولیه): تولید جواب‌های اولیه به صورت تصادفی برای بردارهای وزنی شبکه عصبی به صورت زیر:

$$U = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \dots & x_1^m \\ x_2^1 & x_2^2 & \dots & x_2^m \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_n^1 & x_n^2 & \dots & x_n^m \end{bmatrix} \quad (6)$$

- مرحله دوم (اکتشاف): برای ارسال و دریافت اشیاء از سفید چاله به سیاه چاله مطابق رابطه (۷) عمل می‌شود که در آن پارامتر j ام جهان i ام را نشان می‌دهد، U_i جهان

تئوری چند نظمی تحت تأثیر قرار می‌گیرد. طبق مفاهیم مر/بوط به این الگوریتم، جهان ما ممکن است یکی از تعداد کمی از جهان‌هایی باشد که ممکن است وجود داشته باشد. تئوری زیربنای این واقعیت به سفیدچاله‌ها، سیاه‌چاله‌ها و کرم‌چاله‌ها وابسته است. در این الگوریتم، کرم‌چاله‌ها وظیفه بهره‌برداری را بر عهده دارند و ترکیب سیاه‌چاله‌های سفید و سیاه بخش اکتشاف را کنترل می‌کنند. فرض می‌کنیم که هر راه حل با یک جهان نشان داده شود و هر متغیر در هر جهان یک شیء در آن است. علاوه بر این، به هر راه حل یا جواب یک نرخ تورم اختصاص می‌یابد، که متناسب با مقدار عملکرد تابع تناسب مربوط به راه حل است. همچنین در این الگوریتم از اصطلاح زمان به جای تکرار استفاده می‌کنیم زیرا این یک اصطلاح رایج در نظریه و کیهان‌شناسی چند نظمی است. در شکل (۸) مراحل تشکیل جهان‌های مختلف به همراه جابجایی اشیاء از طریق سیاه‌چاله‌ها، سفید چاله‌ها و کرم‌چاله‌ها نمایش داده شده است.



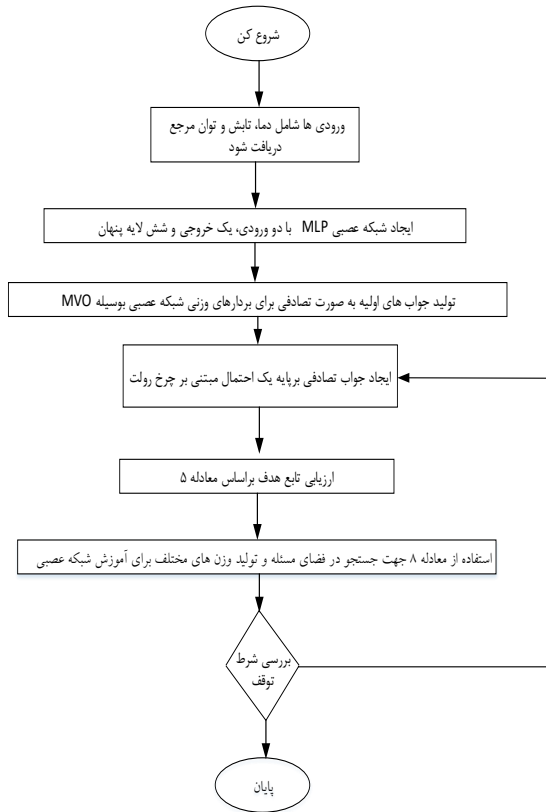
شکل (۸): نحوه شکل‌دهی بهترین جواب [۲۹]

قوانین استفاده شده در این الگوریتم در زیر آورده شده است:

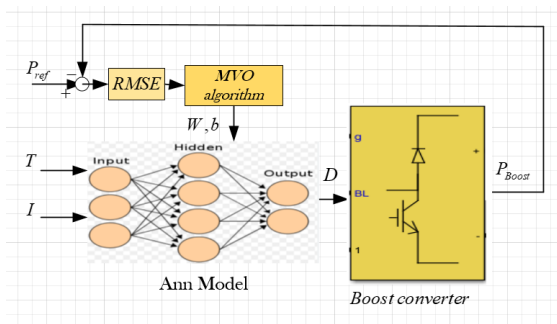
- بالاتر بودن نرخ تورم نشان می‌دهد که تعداد سفیدچاله نسبت به سیاه‌چاله‌ها بیشتر است.
- جهان‌هایی که نرخ تورم بالاتری دارند، اشیاء را از میان سفیدچاله‌ها حرکت می‌دهند و جهان‌هایی که نرخ تورم کمتری دارند، اشیاء را از طریق سیاه‌چاله‌ها می‌پذیرند.
- اشیاء در همه جهان‌ها به طور تصادفی از طریق کرم‌چاله‌ها به سمت بهترین جهان حرکت می‌کنند، بدون در نظر گرفتن نرخ تورم

اشیاء مجاز به حرکت بین جهان‌های مختلف از طریق تونل‌های سفید چاله یا سیاه چاله هستند. هنگامی که یک تونل سفید یا سیاه بین دو جهان برقرار می‌شود، جهان با نرخ تورم بالاتر دارای یک سفیدچاله است، در حالی که جهان با نرخ تورم کمتر دارای سیاه‌چاله است. سپس اشیاء از سفیدچاله‌های جهان منبع به سیاه‌چاله‌های جهان مقصد منتقل می‌شوند. این مکانیسم به جهان اجازه می‌دهد تا به راحتی اشیاء را تبادل کند. به منظور بهبود کل نرخ تورم جهان،

به سمت جهان‌ها حرکت کنند. در همین حال، هر جهان از طریق کرم چاله‌ها به سمت بهترین جهان با وسایل ارتباطی تصادفی در اشیاء خود روبرو می‌شوند. این روند تا زمانی که حداکثر تعداد تکرارها برسد تکرار می‌شود. در شکل زیر فرآیند روش پیشنهادی نمایش داده شده است:



۹a: فلوچارت روش پیشنهادی برپایه MVO



۹b: شماتیک مداری

شکل (۹): نمودار کلی روش پیشنهادی

۵- شبیه‌سازی و نتایج

شکل‌ها روش شبکه عصبی بهبود داده شده پیشنهادی در محیط متلب با استفاده از آرایه‌ای از پنل خورشیدی اعتبارسنجی شده است. اما برای این کار، یک مبدل تقویت کننده dc-dc همانطور که در بخش

ام را نشان می‌دهد، $NI(U_i)$ نرخ تورم عادی جهان i است، r_1 یک عدد تصادفی در $[0,1]$ است و X_k^j پارامتر j ام از جهان را نشان می‌دهد که توسط مکانیسم چرخ رولت انتخاب شده است. هرچه نرخ تورم بالاتر باشد احتمال ارسال اشیاء از چند چاله‌های سفید به سیاه بیشتر است.

$$X_i^j = \begin{cases} X_k^j & r_1 < NI(U_i) \\ X_k^j & r_1 > NI(U_i) \end{cases} \quad (7)$$

- مرحله سوم (جستجو): به منظور ایجاد تغییرات محلی برای هر جهان و احتمال زیاد بهبود نرخ تورم با استفاده از کرم چاله، فرض می‌کنیم که همیشه بین یک جهان و بهترین عالم شکل گرفته تاکنون، تونل‌های کرم چاله برقرار شده باشد تا بتوان فرآیند بهره‌برداری بین جواب‌های جدید را داشته باشیم و وزن‌های مختلفی را برای آموزش شبکه عصبی تولید کنیم بنابراین از معادله زیر استفاده می‌کنیم:

$$X_i^j = \begin{cases} \begin{cases} X_j + TDR \times (ub_j - lb_j) \times r_4 + lb_j & r_3 < 0.5 \\ X_j - TDR \times (ub_j - lb_j) \times r_4 + lb_j & r_3 > 0.5 \end{cases} & r_2 < WEP \\ X_j^j & r_2 > WEP \end{cases} \quad (8)$$

که در آن X_j پارامتر j ام از بهترین جهان (بهترین وزن شبکه عصبی) تشکیل شده تاکنون را نشان می‌دهد، برای شناسایی بهترین جهان، باید تابع هدف RMSE را برای تمامی جهان‌های تولیدی اجرا نمود.

TDR یک ضریب است، WEP ضریب دیگری است، lb_j حد پایین متغیر j ام را نشان می‌دهد، ub_j حد بالایی متغیر j ام است، X_j^j پارامتر j ام جهان i ام (وزن شبکه عصبی) را نشان می‌دهد، و r_2 ، r_3 ، r_4 اعداد تصادفی در بازه $[0,1]$ هستند. نحوه محاسبه دو ضریب TDR و WEP در زیر آورده شده است:

$$WEP = \min + l \times \left(\frac{\max - \min}{L} \right) \quad (9)$$

در رابطه (۹) مقدار $\min = 0.2$ و $\max = 1$ در نظر گرفته شده است. همچنین l تکرار فعلی و L حداکثر تکرار را نشان می‌دهد. ضریب TDR نیز در رابطه (۱۰) آورده شده است:

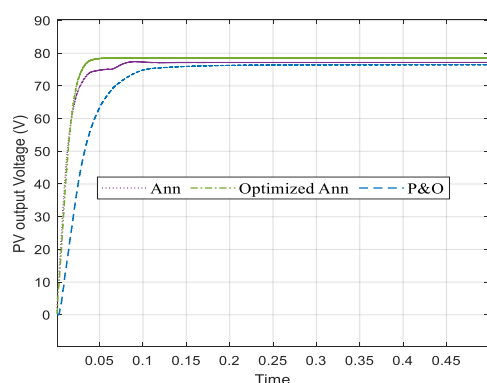
$$TDR = 1 - \frac{\frac{1}{I^p}}{\max_Iter^p} \quad (10)$$

- مرحله چهارم (پایان): در الگوریتم MVO، فرآیند بهینه‌سازی با ایجاد مجموعه‌ای از جهان‌های تصادفی شروع می‌شود. در هر تکرار، اشیاء در جهان با نرخ تورم بالا تمایل دارند که با تورم پایین از طریق سفیدچاله‌ها و سیاه چاله‌ها

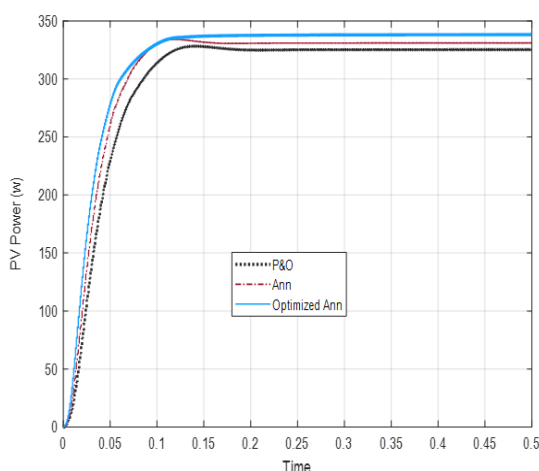
Ann بهینه نشده صورت گرفته است. همان گونه که در شکل (۱۰) دیده می‌شود سطح ولتاژ پنل برای Ann بهینه شده افزایش یافته است به علاوه زمان نشست آن نیز در مقایسه با دو روش دیگر کمتر می‌باشد.

در شکل (۱۱) توان‌های هر سه روش با یکدیگر مقایسه شده است و دیده می‌شود که روش Ann بهینه شده سطح توان بالاتر و نوسانات کمتری را دارد و در زمان کمتری به مقدار نهایی خود رسیده است.

در شکل‌های (۱۲) و (۱۳) نیز خروجی از ولتاژ و توان مبدل نمایش داده شده است که در روش Ann بهینه شده نوسان کمتر و زمان نشست پایین‌تری دارد، همچنین سطح ولتاژ و توان مبدل نیز در مقایسه از دو روش سنتی و هوشمند بیشتر می‌باشد که نشان از عملکرد مناسب روش دارد.



شکل (۱۰): ولتاژ خروجی سیستم فتوولتائیک



شکل (۱۱): توان خروجی سیستم فتوولتائیک

دوم نشان داده شده است، استفاده می‌شود. مبدل تقویت کننده dc-dc با یک آرایه PV و بار مقاومتی ارتباط برقرار می‌کند. مبدل دارای خازن ورودی $2000\mu F$ ، سلف $47\mu H$ ، و خازن خروجی $45\mu F$ است. مقاومت بار 325Ω است، در حالی که فرکانس سوئیچینگ روی ۵۰ کیلوهرتز نگه داشته می‌شود. این آرایه مجهز به دیودهای مسدود کننده است که هرگونه گردش جریان محلی مسدود می‌کند. مشخصات این ماژول PV در جدول (۱)، آورده شده است که در دمای ۲۵ درجه سانتیگراد و شدت تابش $1000W/m^2$ می‌باشد. لازم به ذکر است که در این مقاله دو پنل بایکدیگر موازی شده است.

جدول (۱): اطلاعات سیستم فتوولتائیک مورد مطالعه

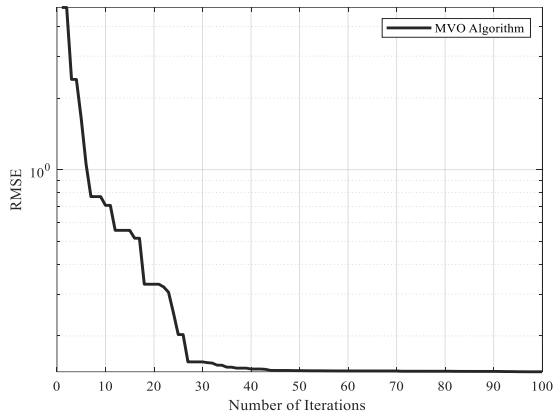
مقادیر	متغیرها	پارامتر
۸۰	ولتاژ مدار بار	V_{OC}
۲,۴۷	جریان اتصال کوتاه	I_{SC}
۷۵	ولتاژ ماکزیمم	V_{MP}
۱۷۰	توان ماکزیمم	P_{MP}
۲,۳۱	جریان ماکزیمم	I_{MP}
۶۸	تعداد سلول سری شده	N_s

سیستم استفاده شده دارای پردازنده Intel Core i5، ۸ گیگابایت حافظه RAM، کارت گرافیک NVIDIA و سیستم عامل ویندوز می‌باشد برای نشان دادن توانایی روش پیشنهادی دو سناریو مورد بررسی قرار گرفته شده است، در سناریو اول دما و شدت تابش ثابت می‌باشد و شبکه عصبی بهینه شده با آن آموزش داده می‌شود. در سناریو دوم دما و تابش متغیری برای سیستم فتوولتائیک فراهم شده و نتایج سیستم کنترلر پیشنهادی نمایش داده خواهد شد.

۵-۱- سناریو اول

در این حالت به کمک داده‌های ورودی برای شبکه عصبی آن را آموزش داده‌ایم. برای آموزش شبکه عصبی ۳۰۰۰ داده گرفته شده است. که محدوده دما از (۲۰ تا ۴۵ درجه) و محدوده تابش از (۵۰۰ وات تا ۱۰۰۰ وات است). داده‌های خروجی (یعنی توان واقعی خروجی پنل خورشیدی) رو هم مورد پردازش قرار گرفته است. این ۳۰۰۰ داده فراهم شده مربوط به یک سال می‌باشد که براساس فصول مختلف شرایط آب و هوایی مختلف (آفتابی، ابری، بارانی) در ساعات مختلف شبانه روز جمع آوری شده است. این داده‌ها مربوط به شهرستان بروجرد در استان لرستان می‌باشد. تابع فعال‌سازی لایه ورودی و لایه خروجی به ترتیب تانسینگ و پورلین است. داده‌های آموزشی با انجام شبیه‌سازی سیستم فتوولتائیک خورشیدی با استفاده از روش MVO به دست می‌آید.

در شکل‌های (۱۰) و (۱۱) ولتاژ و توان خروجی پنل به ترتیب نمایش داده شده است که مقایسه‌ای با دو روش دیگر روش P&O و



شکل (۱۵): نمودار همگرایی روش MVO

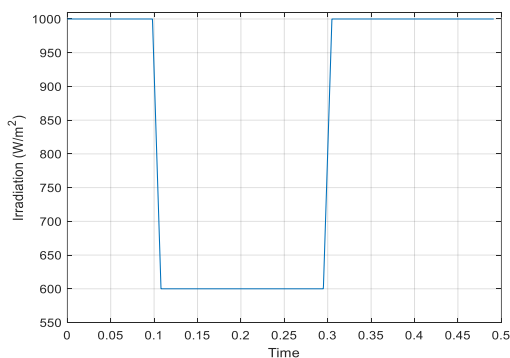
در جدول (۲) نیز مقایسه ای میان روش پیشنهادی و روش های دیگر ردیابی حداکثر توان صورت گرفته شده است که نشان از سرعت بالایی روش پیشنهادی و دقت مناسب آن دارد.

جدول (۲): مقایسه ای میان روش های MPPT

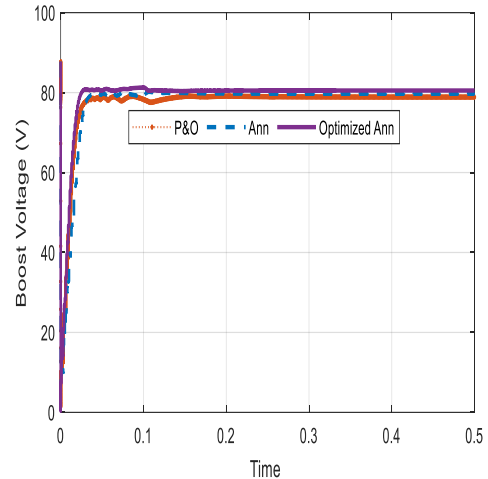
روش	زمان نشست	دقت	توان تحویلی
Proposed Ann	۰,۰۱	۹۹,۸۵	۳۲۶,۹
Ann	۰,۰۷	۹۹,۱۴	۳۲۵,۲
P&O	۰,۱	۹۸,۵۴	۳۲۴,۵

۵-۲- سناریو دوم

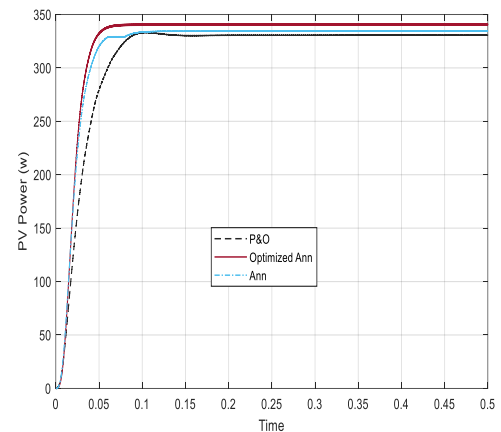
در این سناریو یک تابش متغیر سه سطحی و یک دمای دو سطحی مطابق شکل های (۱۶) و (۱۷) در نظر گرفته شده است، توان و ولتاژ برای این تغییر تابش و دما نمایش داده شده است که در شکل های (۱۸) و (۱۹) آورده شده است. شبکه عصبی به خوبی توانسته تغییرات تابش و دما را دنبال کند و توان ماکزیمم در خروجی تحویل دهد. همچنین میزان توان تحویلی حداکثر بوده و زمان نشست سیستم بسیار پایین است و شبکه عصبی بدون نیاز به تنظیم مجدد به خوبی در ردیابی حداکثر توان عمل کرده است و حداقل نوسانات توان و ولتاژ را در شکل های (۱۸) و (۱۹) از خود نشان می دهد.



شکل (۱۶): تابش متغیر برای تست شبکه عصبی

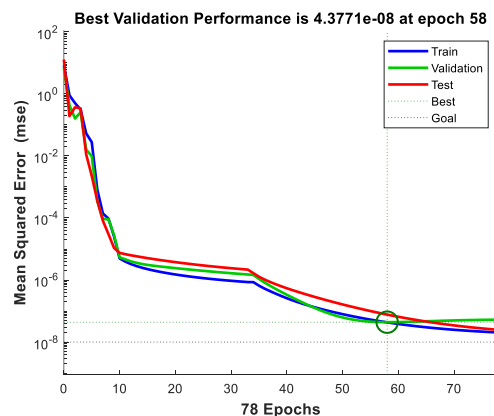


شکل (۱۲): ولتاژ خروجی مبدل بوست



شکل (۱۳): توان خروجی مبدل بوست

میانگین مربعات خطا در شکل (۱۴) نمایش داده شده است، همان گونه که در شکل دیده می شود خروجی مورد نظر با خروجی شبکه عصبی بهینه شده مشابه شده است که نشان از عملکرد مناسب کنترل کننده دارد. در شکل (۱۵) نیز خروجی تابع هدف MVO برای رسیدن به حداقل مقدار تابع هدف نمایش می دهد.

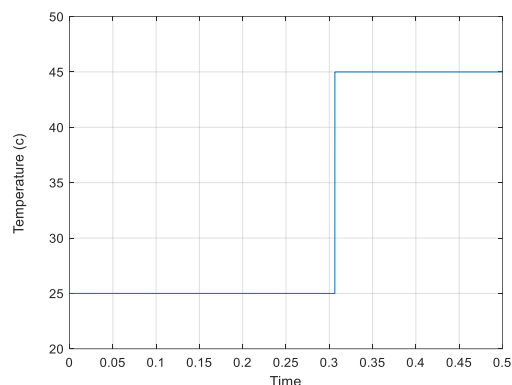


شکل (۱۴): نمودار عملکرد برای MVO

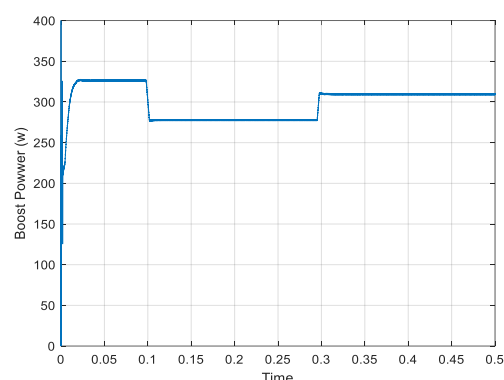
زمان نشست پایین به بار تحویل گردید. که نشان از توانایی بالای روش پیشنهادی دارد.

مراجع

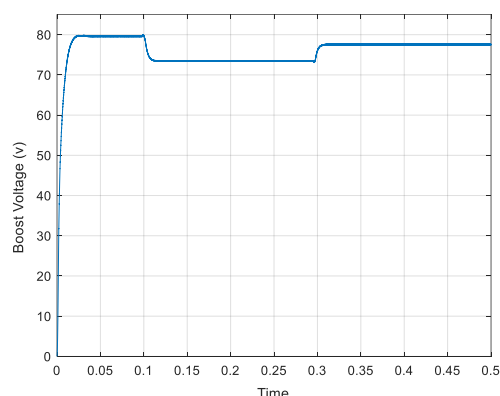
- [1] M. Bolinger, G. Bolinger, "Land requirements for utility-scale PV: an empirical update on power and energy density," IEEE Journal of Photovoltaics, vol. 12, no. 2, pp. 589–594, 2022.
- [2] Z. Dalala, M. Al-Omari M. Alkasrawi, "Increased renewable energy penetration in national electrical grids constraints and solutions", Energy, vol. 246, article 123361, 2022.
- [3] D. S. Nair, T. Rajeev, "Impact of reverse power flow due to high solar PV penetration on distribution protection system", in Sustainable Energy and Technological Advancements, pp. 1–13, Springer, 2022.
- [4] A. Hussain, H. A. Sher, A. F. Murtaza, K. Al-Haddad, "Revised perturb and observe approach for maximum power point tracking of photovoltaic module using finite control set model predictive control", in 2019 IEEE 28th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), pp. 962–967, Vancouver, BC, Canada, 2019.
- [5] M. Shakiba, M. Shakiba, Mathematical modeling and simulation of the growth of ZnO thin films in Ar/O₂ plasma. Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers 2021; 18 (4) :119-128.
- [6] N. Karami, N. Moubayed, R. Outbib, "General review and classification of different mppt techniques", Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 68, pp. 1–18, 2017.
- [7] R. Ahmad, A. F. Murtaza, H. A. Sher, "Power tracking techniques for efficient operation of photovoltaic array in solar applications - a review", Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 101, pp. 82–102, 2019.
- [8] A. Dehghanzadehsoraki, G. Farahani, M. Rajabi Mashhadi, Comprehensive Simulation for Two-diode Model of Photovoltaic Cells in SimPowerSystems Using Explicit Mathematical Functions. Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers 2019; 16 (2) :77-86.
- [9] M. Hebchi, A. Kouzou, and A. Choucha, "Improved incremental conductance algorithm for mppt in photovoltaic system", in 2021 18th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD), pp. 1271–1278, Monastir, Tunisia, 2021.
- [10] I. Pervez, A. Sarwar, A. Pervez, M. Tariq, M. Zaid, "An improved maximum power point tracking (MPPT) of a partially shaded solar PV system using PSO with constriction factor (PSO-CF)", in Advances in Electromechanical Technologies. Lecture Notes in Mechanical Engineering, pp. 499–507, Springer, 2021.
- [11] I. Pervez, A. Sarwar, A. Alam, M. Tariq, R. K. Chakraborty, M. J. Ryan, "An MPPT method using hybrid radial movement optimization with teaching-learning based optimization under fluctuating atmospheric conditions", Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, vol. 42, no. 2, pp. 807–816, 2022.
- [12] R.B. Bollipo, S. Mikkili, P.K. Bonthagorla, "Hybrid, optimization, intelligent and classical PV MPPT techniques: A Review", CSEE J.Power Energy Syst. 2021, 7, 9–33. Energies 2023.



شکل (۱۷): دمای متغیر برای تست شبکه عصبی



شکل (۱۸): توان خروجی مبدل بوست



شکل (۱۹): ولتاژ خروجی مبدل بوست

۶- نتیجه گیری

در این مقاله یک روش ردیابی توان به همراه مبدل بوست و سیستم فوتوولتائیک برپایه شبکه عصبی و الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی چند منظری در محیط متلب ارائه گردید. برای نمایش کارایی روش پیشنهادی دو سناریو مدل‌سازی گردید که در سناریو اول تابش و دمای ثابت برای سیستم فوتوولتائیک فراهم شد و نتایج آن با شبکه عصبی بهینه نشده، P&O و فازی مقایسه گردید که نشان از دقت بالایی روش در حدود ۹۸٫۸۵ درصد در تحویل توان ماکزیمم به بار داشت. در سناریو دوم یک تغییر در دما و تابش ورودی اعمال گردید و بدون نیاز به آموزش شبکه عصبی توان ماکزیمم با حداقل نوسانات و

- [29] L. Guanghua, F. Andleeb Siddiqui, Mohsin Aman, et al "maximum power point tracking algorithms by using numerical analysis techniques for photovoltaic systems", Results in Engineering, Vol 21, 2024.
- [30] G. Hou, Z. Guo, "Maximum power point tracking of solar photovoltaic under partial shading conditions based on improved salp swarm algorithm", Electric Power Systems Research, Vol 241, PP 105-134. 2025.
- [31] V. L. Mishra, Y. K. Chauhan, K. S. Verma, "A new hybrid swarm intelligence-based maximum power point tracking technique for solar photovoltaic systems under varying irradiances", Expert Systems with Applications, Vol 264, PP 202-218, 2025.
- [32] V. Hyginus U. Eze, M. Chinweokwu, et al, "Development of maximum power point tracking algorithm based on Improved Optimized Adaptive Differential Conductance Technique for renewable energy generation", Heliyon, Vol 11, Issue 1, 2025.
- [33] F. Abdelmalek, H. Afghoul, F. Krim, M. Bajaj, V. Blazek, "Experimental validation of novel hybrid Grey Wolf Equilibrium Optimization for MPPT to improve the efficiency of solar photovoltaic system", Results in Engineering, Vol 25, PP 111-125, 2025.
- [34] A. Sharma, K. A. Nandal, A. Dhaka, A. Alhudhaif, K. Polat, A. Sharma, "Diagnosis of cervical cancer using CNN deep learning model with transfer learning approaches", Biomedical Signal Processing and Control, Vol 105, 2025.
- [35] Y. Gao, et al, "Reconstructing multi-orientation irradiance via PV panels: An isotropic Physical-MLP hybrid model", Renewable Energy, Vol 241, 2025.
- [36] S. Mirjalili, S.M. Mirjalili, A. Hatamlou, "Multi-Verse Optimizer: a nature-inspired global optimization algorithm", The Natural Computing Applications Forum 2015.
- [37] Salmanpour A, Berahman M. Memristor Bridge Synapse Application for Integrate and Fire and Hodgkin-Huxley Neuron Cell. Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers 2023; 20 (1) :9-14.
- [13] L. Piegari, R. Rizzo, "Adaptive perturb and observe algorithm for photovoltaic maximum power point tracking", IET Renew. Power Gener. 2010, 4, 317–328.
- [14] A.W. Leedy, L.P. Guo, "Aganah, K.A. A constant voltage MPPT method for a solar powered boost converter with DC motor load", In Proceedings of the 2012 IEEE Southeastcon, Orlando, FL, USA, pp. 1–6, 2012.
- [15] N. Karami, N. Moubayed, R. Outbib, "General review and classification of different MPPT techniques. Renew", Sustain. Energy 68, 1–18, Rev. 2017.
- [16] K.S. Tey, S. Mekhilef, "Modified incremental conductance MPPT algorithm to mitigate inaccurate responses under fast-changing solar irradiation level", Solar Energy, 101, 333–342, 2014.
- [17] C. G. J. Villegas-Mier, J. M. Rodriguez-Resendiz, H. ÁlvarezAlvarado, A. M. Rodriguez-Resendiz, Herrera-Navarro, O. Rodríguez-Abreo, "Artificial neural networks in mppt algorithms for optimization of photovoltaic power systems: a review", Micromachines, vol. 12, no. 10, p. 1260, 2021.
- [18] P. Verma, A. Alam, A. Sarwar, et al., "Meta-heuristic optimization techniques used for maximum power point tracking in solar PV system", Electronics, vol. 10, no. 19, p. 2419, 2021.
- [19] I. Pervez, A. Pervez, M. A. Tariq, R. Sarwar, K. Chakraborty, M. J. Ryan, "Rapid and robust adaptive jaya based maximum power point tracking of a PV-based generation system", IEEE Access, vol. 9, pp. 48679–48703, 2021.
- [20] C. Larbes, S. A. Cheikh, T. Obeidi, A. Zerguerras, "Genetic algorithms optimized fuzzy logic control for the maximum power point tracking in photovoltaic system", Renewable Energy, vol. 34, no. 10, pp. 2093–2100, 2009.
- [21] X. Li, H. Wen, Y. Hu, L. Jiang, "A novel beta parameter based fuzzy-logic controller for photovoltaic MPPT application", Renew. Energy 130, 416–427, 2019.
- [22] J.-H. Zhang, X.-Y. Wei, L. Hu, J.-G. Ma, "A MPPT Method based on improved Fibonacci search photovoltaic array", Teh. Vjesn., 26, 163–170, 2019.
- [23] H. Rezk, A. Fathy, A.Y. Abdelaziz, "A comparison of different global MPPT techniques based on meta-heuristic algorithms for photovoltaic system subjected to partial shading conditions", Renew. Sustain. Energy Rev. 74, 377–386, 2017.
- [24] N. Ncir, N. El Akchioui, "An advanced intelligent MPPT control strategy based on the imperialist competitive algorithm and artificial neural networks", Evol. Intel., 2023.
- [25] S. Mohanty, B. Subudhi, P.K. Ray, "A new MPPT design using grey wolf optimization technique for photovoltaic system under partial shading conditions", IEEE Trans. Sustain. Energy, 7, 181–188, 2015.
- [26] C. Larbes, S. A. Cheikh, T. Obeidi, A. Zerguerras, "Genetic algorithms optimized fuzzy logic control for the maximum power point tracking in photovoltaic system", Renewable Energy, vol. 34, no. 10, pp. 2093–2100, 2009.
- [27] A. G. Al-Gizi, A. Craciunescu, S. J. Al-Chlaihawi, "The use of ANN to supervise the PV MPPT based on FLC", in 2017 10th International Symposium on Advanced Topics in Electrical Engineering (ATEE), pp. 703–708, Bucharest, Romania, 2017.
- [28] C. Basha, C. Rani, "Different conventional and soft computing MPPT techniques for solar PV systems with high step-up boost converters: a comprehensive analysis", Energies, vol. 13, no. 2, p. 371, 2020.

زیر نویس ها

¹ Photovoltaic (PV)

² Maximum Power Point Tracking (MPPT)

³ Perturb and Observe (P&O)

⁴ Hill climbing (HC)

⁵ Artificial neural networks (Ann)

⁶ Multi-Layer Perceptron (MLP)

⁷ Multi-Verse Optimization (MVO)

⁸ Root Mean Square Error (RMSE)