

ردیابی نقطه بیشینه توان سلول‌های فتوولتاییک با استفاده از منطق فازی بهبود یافته و شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

میلاذ فتحی^۱ و جعفر امیری پریان^{۲*}

چکیده

تغییرات دائمی دمای محیط و شدت تابش خورشید باعث تغییر مکان نقطه بیشینه توان پنل‌های خورشیدی شده و به این ترتیب مانع از عملکرد سیستم‌های خورشیدی با حداکثر بازده می‌شود. در این پژوهش به منظور یافتن نقطه بیشینه توان پنل‌های خورشیدی تحت شرایط مختلف محیطی، منطق فازی به شیوه کدنویسی و شبکه عصبی مصنوعی با تلفیق الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی ازدحام ذرات به کار گرفته شدند. به منظور انجام محاسبات، داده‌های مورد نیاز شامل دمای محیط، شدت تابش نور و بیشینه توان خروجی پنل خورشیدی به صورت تجربی در آزمایشگاه به دست آمد و به سیستم‌های طراحی شده اعمال گردید. در نهایت، عملکرد سیستم‌ها با دو شاخص آماری جذر متوسط مربع خطاها و میانگین مطلق خطاها مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفت. مقادیر RMSE برای داده‌های آموزش در منطق فازی و شبکه عصبی به ترتیب ۰/۰۰۶۵ و ۰/۰۰۸۶ وات و برای داده‌های آزمون ۰/۰۰۶۳ و ۰/۰۰۵۶ وات حاصل گردید و مقادیر MAE برای داده‌های آموزش در شبکه عصبی و منطق فازی به ترتیب ۰/۰۰۶۸ و ۰/۰۰۵۵ وات و برای داده‌های آزمون ۰/۰۰۴۶ و ۰/۰۰۵۲ وات به دست آمد. نتایج حاصل نشان می‌دهد که هر دو روش طراحی شده قادر به پیش‌بینی مقادیر توان بیشینه هستند، اما در نواحی مختلف دمایی سیستم فازی طراحی شده با نوسان کمتری عمل کرده و در مجموع در مقایسه با شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم ازدحام ذرات عملکردی دقیق‌تر و همچنین سرعت بالاتری در محاسبات دارد. بنابراین ردیابی نقطه بیشینه توان پنل خورشیدی به وسیله این سیستم با قابلیت اطمینان بالاتری صورت می‌گیرد.

واژه‌های کلیدی: بهینه‌سازی ازدحام ذرات، پنل خورشیدی، شبکه عصبی، منطق فازی، نقطه بیشینه توان.

ارجاع: فتحی م. و امیری پریان ج. ۱۴۰۰. ردیابی نقطه بیشینه توان سلول‌های فتوولتاییک با استفاده از منطق فازی بهبود یافته و شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۲۰: ۵۵-۶۳.

۱- کارشناسی ارشد، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان.

۲- استادیار گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان.

* نویسنده مسئول: amiriparian@basu.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۱/۳۰

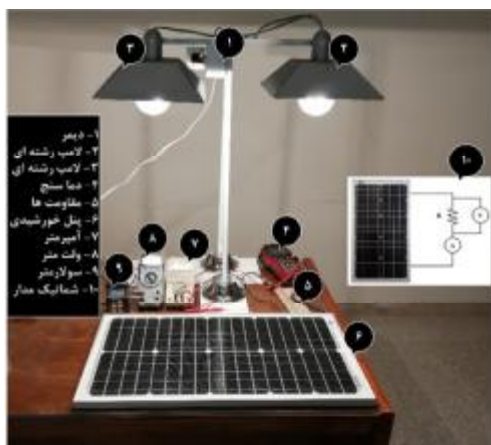
تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۶/۲۷

مقدمه

با توجه به رشد سریع صنعت در سراسر جهان و همچنین روند رو به رشد گرایش به زندگی مدرن، تقاضای انرژی در جهان طی دهه‌های گذشته افزایش قابل ملاحظه‌ای داشته است (Hassan, 2019). با کاهش منابع سوخت‌های فسیلی و نیز گرم شدن بیش از اندازه کره زمین، استفاده از انرژی‌های نو و تجدیدپذیر که آلاینده‌ی زیست‌محیطی هم به دنبال نداشته باشند، نقش پررنگی در سبب انرژی کشورهای مختلف جهان بدست آورده است. بنابراین استفاده از انرژی‌های تجدیدپذیر و روش‌های سازگار با محیط زیست برای تولید برق یکی از اولویت‌های امروز کشورهای توسعه یافته به شمار می‌رود (Falkner, 2018). امروزه انرژی خورشیدی دارای بزرگترین قابلیت برای برآوردن نیاز جهان در آینده به عنوان یکی از منابع تجدیدپذیر است، با تابش نور خورشید به سلول‌های فتوولتاییک انرژی الکتریکی تولید می‌شود. وجود این قابلیت در کنار فراوانی، سهولت دسترسی و سازگاری انرژی خورشیدی با محیط زیست، سبب افزایش به-کارگیری این منبع انرژی در زمینه‌های مختلفی همچون هوافضا، خودروسازی، کشاورزی، تأسیسات ساختمانی، نیروگاه‌های حرارتی و غیره، در سراسر جهان شده است (Zong et al., 2018). توان تولیدی توسط نیروگاه‌های فتوولتاییک رایگان است و بجز صرف هزینه ساخت، نصب و نگهداری، هزینه‌ای در بر ندارد. با این وجود، توان تولیدی توسط نیروگاه‌های فتوولتاییک در مقایسه با سایر نیروگاه‌های رایج مقدار کمتری است. از سوی دیگر، با تغییرات دما و شدت تابش، نقطه بیشینه توان در پنل‌های خورشیدی تغییر می‌کند، به طوری که در اثر افزایش دمای محیط، توان تولیدی کاهش پیدا کرده و با افزایش میزان تابش نور، توان تولیدی افزایش می‌یابد (Bahrami et al., 2019). راندمان پایین سلول‌های فتوولتاییک و همچنین تأثیر عوامل محیطی بر توان تولیدی این سلول‌ها، سبب اهمیت مضاعف ردیابی نقطه بیشینه توان (MPPT) شده است تا بتوان با بهینه‌سازی تولید انرژی در یک سیستم فتوولتاییک، بیشترین توان را از آن تحت هر شرایط محیطی دریافت نمود (Ram et al., 2017). در مطالعاتی که تاکنون انجام شده است، روش‌های گوناگونی از جمله، روش اغتشاش و مشاهده (Prakash & Pradeepa, 2018).

جاروب جریان (Rai et al., 2016)، روش بازخورد کنترلی dp/dV (Kler et al., 2018)، هدایت افزایشی (Gan et al., 2018)، شبکه عصبی مصنوعی (Joshi & Arora, 2017)، منطق فازی (Ram et al., 2017) و غیره برای ردیابی نقطه بیشینه توان در پنل‌های خورشیدی معرفی شده است. با توجه به توانایی بسیار زیاد شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی در حل مسائل مختلف بهینه‌سازی و غیرخطی، در این پژوهش، یک شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی ازدحام ذرات و یک سیستم منطق فازی بهبود یافته برای ردیابی نقطه بیشینه توان به کار گرفته شده است و مقایسه‌ای میان عملکرد این دو روش هوشمند پر کاربرد انجام شد. منطق فازی (FL) از نحوه تصمیم‌گیری انسان، که بر پایه تفکر استنتاجی است، الهام گرفته شده است (Shanthi et al., 2018). هر سیستم فازی عموماً طی چهار مرحله اصلی پیاده‌سازی می‌شود که عبارتند از: فازی‌سازی، قوانین پایه، موتور استنتاج فازی و برگرداندن از فازی (Bahrami et al., 2019). در پژوهش‌هایی که تاکنون با استفاده از منطق فازی در این زمینه انجام شده است، برای پیاده‌سازی سیستم فازی از جعبه ابزار فازی نرم‌افزار MATLAB استفاده شده است (Al-Majidi et al., 2018; Apatekar et al., 2017; Bahrami et al., 2019; Boukenoui et al., 2017; Zou et al., 2020). در پیاده‌سازی منطق فازی به این روش امکان بروز خطای انسانی بخصوص در تشکیل توابع عضویت و قوانین پایه زیاد است، این امر در صورتی که که شناخت کافی در مورد سیستم مورد مطالعه وجود داشته باشد و داده‌های مورد استفاده به سادگی قابل تفکیک باشند می‌تواند در یافتن پاسخ بهینه اثر بخش باشد (Mishra et al., 2019). همچنین در این روش ایجاد تغییرات برای دست‌یابی به پاسخ بهینه زمان بر است. لذا برای افزایش قابلیت اطمینان سیستم کنترلی، در این پژوهش منطق فازی به شیوه‌ای نوین استفاده شده است به طوری که پیاده‌سازی هر مرحله از منطق فازی مستقل از دانش انسانی (بدون استفاده از خبره) مربوط به سیستم خورشیدی، بدون استفاده از مقادیر زبانی، از طریق کدنویسی در نرم افزار متلب و به کمک روابط ریاضی انجام شده است که یک نوآوری در این زمینه محسوب می‌شود و به بهبود عملکرد سیستم کمک می‌کند. شبکه عصبی

طراحی گردید به طوری که بار متصل به پنل قابل تغییر و جایگزینی باشد. شکل ۱ تصویری از وسایل استفاده شده برای داده برداری را نشان می‌دهد.



شکل ۱- وسایل مورد استفاده جهت داده برداری

اطلاعات اصلی مورد نیاز در این پژوهش، شدت تابش نور، دمای محیط و توان بیشینه پنل (MPP^1) است. مراحل استخراج این اطلاعات به شرح زیر است: ۱- دمای محیط با استفاده از دماسنج (دیتالاگر Tokyo مدل TC-31K با دقت اندازه گیری ۰/۱ درجه سلسیوس) ثبت گردید ۲- شدت تابش نور با استفاده از نور سنج (UNI-T مدل UT383 با دقت اندازه گیری ۱ لوکس) ثبت گردید ۳- با تثبیت میزان تابش نور و دما، مقدار جریان و ولتاژ به ازای هر ۲۵ مقاومت اندازه گیری شد. ۴- میزان توان برای هر مقاومت محاسبه شده و بیشترین توان به عنوان MPP ثبت شد. در این داده‌ها، دما در بازه‌ای بین ۹ تا ۳۰/۵ درجه سلسیوس ثبت شد، میزان تابش در بازه‌ای بین ۴۶ تا ۲۹۰ لوکس ثبت گردید و توان بیشینه در بازه‌ای بین ۰/۲۱۶ تا ۰/۲۴۰۳ وات ثبت شد. تغییرات دمای محیط با استفاده از یک رادیاتور گرمایشی با ظرفیت حرارتی ۱۶۵۰ کیلوکالری بر ساعت انجام شد.

با طی مراحل فوق، یک داده، شامل شدت تابش نور، دمای محیط و توان بیشینه پنل ثبت شد. داده‌های دیگر هر بار با تغییر شدت تابش نور و دمای محیط و ثبت آنها، سپس با تکرار دو مرحله ۳ و ۴ به دست آمد. بنابراین مجموعه‌ای شامل ۷۰ داده حاصل گردید که برای انجام تحلیل و محاسبات استفاده شدند.

مصنوعی (ANN^1) که مبنای عملکرد آن‌ها از شبکه عصبی زیستی الهام گرفته شده است (Hertz, 2018) روش دیگری است که در این تحقیق به کار گرفته شد. میزان اثر بخشی یک شبکه عصبی در یافتن پاسخ بهینه تا حد زیادی به الگوریتم مورد استفاده جهت تعیین وزن‌ها بستگی دارد. الگوریتم لونیبرگ-مارکوارت از جمله الگوریتم‌های ابتکاری است که عموماً از آن برای تعیین وزن‌های بهینه در شبکه عصبی استفاده می‌شود. از آنجایی که قرار گرفتن در بهینه‌های محلی یک مشکل اصلی در الگوریتم‌های ابتکاری محسوب می‌شود (Khosravanian et al., 2018)، در این پژوهش، برای رفع این مشکل و همچنین عملکرد بهتر شبکه، از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO^2) که یک الگوریتم فراابتکاری است و با بهره‌گیری از خاصیت هوش ازدحامی به حل مسائل بهینه‌سازی می‌پردازد (Takahama & Sakai, 2018)، برای یافتن وزن‌های بهینه استفاده شد. بنابراین در این کار، یک شبکه عصبی با تلفیق الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، طراحی گردید. این پژوهش با هدف ارائه یک روش جدید برای پیاده‌سازی منطق فازی در زمینه ردیابی نقطه بیشینه توان و همچنین مقایسه عملکرد دو مورد از روش‌های هوشمندی که در این زمینه بیشتر به کار می‌روند، انجام شد. ارزیابی و مقایسه این روش‌ها، با استفاده از دو شاخص آماری میانگین مطلق خطاها و جذر متوسط مربع خطاها انجام شد تا در نهایت بهترین روش از بین آنها مشخص گردد.

مواد و روش‌ها

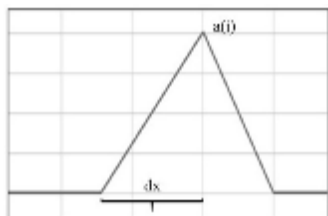
برای انجام پژوهش حاضر پارامترهای مورد نیاز از یک پنل خورشیدی مونوکریستال ایزولا به دست آمده که مشخصات آن در جدول ۱ درج شده است. آزمایش‌های لازم جهت دریافت داده‌های مورد نیاز در یک اتاق تحت کنترل انجام شد که نسبت به عوامل محیطی نظیر تابش نور خورشید و نفوذ حرارت تا حد مناسبی ایزوله شده بود. به منظور تأمین نور محیط از لامپ‌های رشته‌ای استفاده شد که نور آنها به وسیله یک دیمر قابل تغییر بود. برای محاسبه توان‌های مختلف از ۲۵ عدد مقاومت به عنوان بار متصل به پنل استفاده شد. برای سهولت در اندازه‌گیری ولتاژ و جریان پنل به ازای مقاومت‌های مختلف، مداری

1- Artificial neural network

2- Particle swarm optimization

3- Maximum power point

در این معادلات، dx فاصله عمودی رؤس مثلث تا رأس مرکزی مثلث، $xmin$ کمترین مقدار هر متغیر، $xmax$ بیشترین مقدار هر متغیر، $a(i)$ رؤس اصلی توابع عضویت مثلثی و $A\{i,j\}$ تابع عضویت z ام از متغیر i ام است. مقادیر $a(i)$ با استفاده از تابع $linspace$ بین دو مقدار $xmin$ و $xmax$ و با توجه به مقدار nmf تعیین شد. شکل ۲ نمایی از یک تابع عضویت مثلثی را نشان می‌دهد. در این تصویر محل مقادیر $a(i)$ و dx مشخص شده است.



شکل ۲- نمایی از یک تابع عضویت مثلثی

در تابع ساخته شده، توابع عضویت گوسی از طریق معادلات (۳) و (۴) ایجاد می‌شود.

$$\sigma = 0.5 \times (xmax - xmin) / (nmf - 1) \quad (3)$$

$$A\{i,j\} = [\sigma a(i)] \quad (4)$$

در این معادلات، σ انحراف معیار است. با این معادلات توزیع نرمال گوسی به ازای مقادیر مختلف σ ایجاد می‌شود.

در نهایت از طریق این تابع، تنها با تعیین تعداد توابع عضویت و همچنین نوع آنها برای هر متغیر، فازی‌سازی انجام شد.

تشکیل قوانین پایه

کارآمدی یک سیستم استنتاج فازی بستگی زیادی به قوانین پایه مورد استفاده در آن دارد. در پژوهش‌هایی که تاکنون انجام شده است، قوانین به صورت تجربی از طریق جعبه‌ابزار فازی ایجاد شده و مبتنی بر دانش انسانی (دانش خبره) هستند. در این پژوهش برای افزایش دقت و قابلیت اطمینان سیستم، قوانین پایه به طور مستقل از دانش و مهارت، از طریق کد نویسی و با استفاده از روابط ریاضی و قوانین ابتدایی منطق فازی، ایجاد شد. برای این منظور، پس از فازی‌سازی متغیرها، درجه عضویت مقادیر مربوط به هر متغیر با استفاده از تابع $feval$ محاسبه گردید. سپس، روابط مجموعه‌های فازی (به عنوان مثال، استلزام ممدانی و t -norm) برای ایجاد قوانین پایه اعمال شد. کد

جدول ۱- مشخصات پنل فتوولتاییک

مقدار	واحد	مشخصات الکتریکی
۳۰	W	توان بیشینه
۳	-	تلورانس توان
۱۸/۲	V	ولتاژ در توان بیشینه
۱/۶۵	A	جریان در توان بیشینه
۲۱/۸۴	V	ولتاژ مدار باز
۱/۷۵	A	جریان اتصال کوتاه

منطق فازی

در پژوهش حاضر یک سیستم استنتاج فازی بر اساس الگوریتم ممدانی طراحی شد که مشخصات مربوط به این الگوریتم، در جدول ۲ آمده است. دمای محیط و شدت تابش نور به عنوان ورودی و مقادیر توان بیشینه به عنوان خروجی این سیستم در نظر گرفته شد.

جدول ۲- مشخصات الگوریتم ممدانی

And method	Min
Or method	Max
Implication	Min
Aggregation	Max
Defuzzification	Centroid

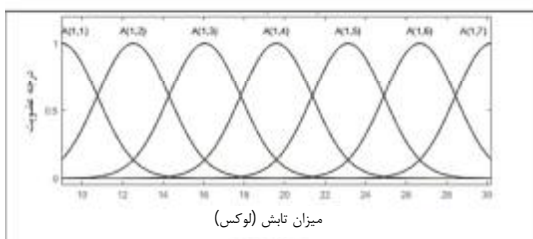
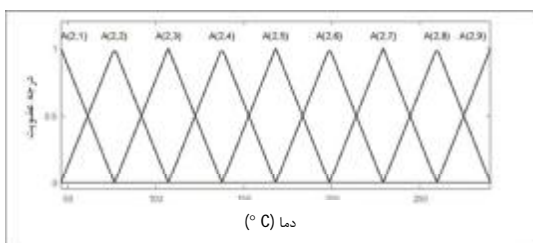
فازی‌سازی مقادیر ورودی و خروجی

برای فازی‌سازی متغیرهای ورودی و خروجی، برخلاف اغلب پژوهش‌هایی که تاکنون انجام شده است، از محیط گرافیکی جعبه‌ابزار فازی استفاده نگردید. به این ترتیب برای کاهش خطا و به حداقل رساندن دانش انسانی در تشکیل توابع عضویت، این توابع به کمک روابط ریاضی و از طریق کدنویسی ایجاد شد و در تشکیل آنها از متغیرهای زبانی رایج نظیر منفی بزرگ، منفی کوچک، صفر، مثبت کوچک، مثبت بزرگ که در سایر پژوهش‌ها دیده می‌شود، استفاده نشده است. کدنویسی برای دو تابع عضویت پرکاربرد مثلثی و گوسی انجام شد. به این ترتیب، امکان تغییر نوع توابع عضویت و تعداد آنها برای هر متغیر در سریع‌ترین زمان فراهم شد. مؤلفه‌های تابع ساخته شده عبارت بودند از: متغیرها (تمامی مقادیر دما، تابش و توان بیشینه)، تعداد توابع عضویت و نوع توابع عضویت هستند. با استفاده از این تابع، توابع عضویت مثلثی از طریق معادلات (۱) و (۲) ایجاد می‌شود.

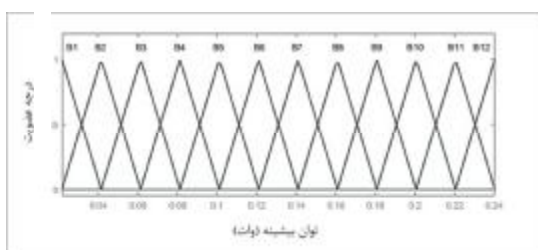
$$dx = (xmax - xmin) / (nmf - 1) \quad (1)$$

$$A\{i,j\} = a(i) + [-dx \ 0 \ dx] \quad (2)$$

لحاظ گردید. امکان تغییر سریع تعداد توابع عضویت قابلیت دیگری است که در طراحی این سیستم لحاظ گردید تا با اعمال تغییرات بتوان به بهترین نتیجه در خروجی دست یافت. لذا تعداد توابع عضویت و همچنین نوع تابع عضویت مورد استفاده برای متغیرها از طریق آزمون و خطا، و براساس بهترین نتیجه به دست آمده تعیین گردید. به این ترتیب، در این سیستم فازی، ۷ تابع عضویت گوسی و ۹ تابع عضویت مثلثی در ورودی، به ترتیب برای دمای محیط و شدت تابش استفاده شد و ۱۲ تابع عضویت مثلثی در خروجی، برای توان بیشینه در نظر گرفته شد. در شکل‌های ۴ و ۵ و ۵ نمایی از توابع عضویت مورد استفاده برای متغیرهای ورودی و خروجی نشان داده شده است. تعداد قوانین پایه مورد استفاده با توجه به تعداد توابع عضویتی که برای ورودی‌ها استفاده می‌شود تعیین می‌گردد، لذا پس از اینکه تعداد توابع عضویت برای متغیرها تعیین گردید، از ۶۳ ترکیب مختلف توابع عضویت ورودی و خروجی به عنوان قوانین فازی استفاده شد. در نهایت، برای ارزیابی سیستم و محاسبه‌ی خطا از دو شاخص آماری RMSE و MAE استفاده گردید.



شکل ۴- توابع عضویت متغیرهای ورودی



شکل ۵- توابع عضویت متغیر خروجی

به طوری نوشته شد که تمام ترکیبات احتمالی توابع عضویت ورودی و خروجی ایجاد شود. به عبارت دیگر تمامی قواعد ممکن ساخته شد. پس از ساخت همه قوانین موجود، امتیاز هر قاعده (میزان درستی هر قانون) با استفاده از استلزام ممدانی محاسبه گردید. مطابق با کد نوشته شده هر قاعده‌ای که امتیاز بالاتری داشت به عنوان یکی از قوانین پایه انتخاب شد و قواعدی که امتیاز کمتری داشتند، حذف گردید. به این ترتیب، یک سیستم فازی مبتنی بر الگوریتم ممدانی طراحی گردید. این سیستم از طریق توابع `addrule` و `addmf`، `addvar`، به ترتیب، متغیرها، توابع عضویت و قوانین پایه ایجاد شده را دریافت می‌کند تا این بخش تکمیل شود. تمامی مراحل فوق در قالب یک تابع اجرا می‌شود. سپس این تابع به `M-file` دیگری مرتبط می‌شود که در آن تنها کافیست متغیرها، تعداد توابع عضویت و همچنین نوع آنها وارد شود و سپس کد اجرا گردد تا نتیجه محاسبات معین گردد. بخشی از کد نوشته شده در تصویر ۳ قابل ملاحظه است. در این کد، تابع `NewFuzzy` همان تابعی است که با دریافت متغیرها، تعداد توابع عضویت و نوع توابع عضویت هر چهار مرحله یک سیستم فازی را به طور خودکار انجام می‌دهد. طراحی سیستم فازی به این طریق، می‌تواند تا حد زیادی از بروز خطا در فازی‌سازی متغیرها و تشکیل قوانین پایه‌ای فازی جلوگیری کند و حتی میزان آن را به صفر برساند همچنین برای هر تعداد داده قابل استفاده خواهد بود.

```
%% FIS
nmf=[7 9 12];
mftype={'gaussmf' 'trimf' 'trimf'};
fis=Newfuzzy(datatr,nmf,mftype);
```

```
%% Fuzzy Train
datatr1=Xtr;
YtrFuzzy=evalfis(fis,datatr1);
etr=YtrFuzzy-Ytr;
RMSEtr=sqrt(mse(etr));
MANtr=mean(abs(etr(:)))
```

شکل ۳- بخشی از کد نوشته شده در نرم‌افزار MATLAB

تعیین تعداد توابع عضویت و مشخص نمودن نوع

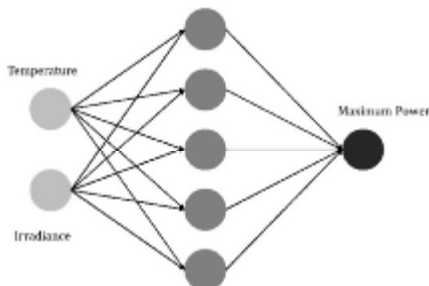
آنها برای متغیرهای ورودی و خروجی

پس از طراحی سیستم، داده‌ها به آنها اعمال شد. در این راستا، ۷۰ درصد از داده‌ها (۴۹ داده) برای آموزش سیستم فازی و باقی داده‌ها (۲۱ داده) برای آزمون این سیستم

شبکه عصبی مصنوعی

به منظور پیش‌بینی توان بیشینه، یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه طراحی گردید. امکان تلفیق این شبکه عصبی با الگوریتم‌های فراابتکاری، تغییر تعداد لایه‌های پنهان و تغییر تعداد نورون‌ها در هر لایه پنهان از جمله قابلیت‌هایی است که در طراحی این شبکه لحاظ شده است. در بخش آموزش شبکه عصبی عموماً از الگوریتم لوبز-مارکوارت استفاده می‌شود که یک الگوریتم ابتکاری است، گیر افتادن در بهینه‌های محلی مهمترین مشکل این نوع الگوریتم‌هاست. برای رفع این مشکل و همچنین افزایش دقت محاسبات، در این تحقیق، برای آموزش شبکه عصبی (تعیین وزن‌های بهینه) از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده شد. به طور کلی، برای آموزش شبکه عصبی از تابع train در جعبه ابزار شبکه عصبی استفاده می‌شود. برای اینکه بتوان شبکه عصبی را با الگوریتمی دیگر آموزش داد، باید یک تابع جدید در داخل یک M فایل ایجاد شود که تمام مراحل آن الگوریتم را اجرا کند. سپس، تابع ایجاد شده از طریق کدنویسی با تابع train جایگزین شود. به این ترتیب، شبکه عصبی توسط تابع ایجاد شده آموزش می‌یابد. بنابراین، از این طریق الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در بخش آموزش جایگزین الگوریتم لوبز-مارکوارت شد. در این شبکه، تابع tansig به عنوان تابع فعال سازی معین شد پس از اعمال داده‌ها به شبکه عصبی، تعداد لایه‌های پنهان و نورون‌ها، پس از چند مرتبه اجرای کد، از طریق آزمون و خطا بر اساس بهترین نتیجه به دست آمده (کمترین مقادیر RMSE و MAE) تعیین شد. در نهایت، یک شبکه عصبی سه لایه با یک لایه پنهان و پنج نورون در آن، ساخته شد. در شکل ۶، نمایی از ساختار شبکه مورد استفاده نشان داده شده است. مشابه با منطق فازی، دمای محیط و شدت تابش به عنوان ورودی‌های سیستم و توان بیشینه به عنوان خروجی در نظر گرفته شد و شبکه با شاخص‌های آماری RMSE و MAE مورد ارزیابی قرار گرفت.

بهینه‌سازی ازدحام ذرات به کار رفته در این پژوهش، در جدول ۳ آمده است. تعداد تکرار در این الگوریتم از طریق آزمون و خطا، و بر اساس بهترین نتیجه حاصل شده تعیین شد.



شکل ۶- ساختار شبکه عصبی به کار رفته در پژوهش

جدول ۳- پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

پارامترها	مقدار
ذرات اولیه	۸۰
تعداد تکرار	۴۵۰
C1 - ثابت الگوریتم	۲
C2 - ثابت الگوریتم	۲

C₁ و C₂ ثابت‌های الگوریتم ازدحام ذرات هستند و مقدار آنها معمولاً برابر با ۲ تعیین می‌گردد.

نتایج و بحث

مقادیر شاخص‌های آماری حاصل شده در هر یک از روش‌های به کار گرفته شده در این تحقیق در جدول ۴ و ۵ آورده شده است. اختلاف کم مقادیر RMSE و MAE حاصل شده نشان دهنده آن است که هر دو روش به کار رفته قادر به مدل‌سازی میزان توان دریافتی بر اساس پارمترهای ورودی هستند و می‌توانند در توسعه سامانه‌های ردیابی نقطه بیشینه توان استفاده شوند.

جدول ۴- RMSE و MAE حاصل برای داده‌های آموزش (W)

شاخص آماری	منطق فازی	شبکه عصبی - ازدحام ذرات
RMSE	۰/۰۰۶۵	۰/۰۰۶۸
MAE	۰/۰۰۵۵	۰/۰۰۶۵

جدول ۵- RMSE و MAE حاصل برای داده‌های آزمون (W)

شاخص آماری	منطق فازی	شبکه عصبی - ازدحام ذرات
RMSE	۰/۰۰۶۳	۰/۰۰۵۶
MAE	۰/۰۰۵۲	۰/۰۰۴۶

ارزیابی شبکه عصبی مصنوعی

در این راستای ارزیابی شبکه، ۸۰ درصد از داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد از آنها جهت مقایسه نتایج با نتایج تجربی در نظر گرفته شد. پارامترهای اصلی الگوریتم

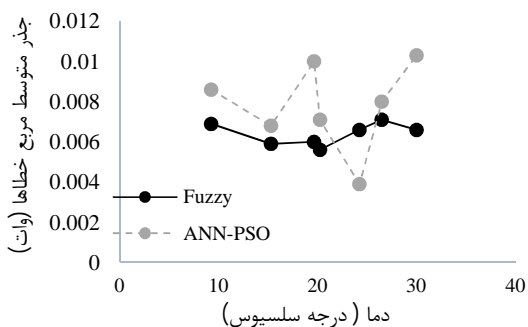
MAE در نواحی مختلف دمایی برای هر دو روش محاسبه شده و نتایج آن در جدول ۶ آورده شده است.

مهم‌ترین هدف پژوهش حاضر یافتن دقیق‌ترین روش از بین دو روش به کار رفته در این تحقیق است. به منظور مقایسه دقیق نتایج، مقادیر شاخص‌های آماری RMSE و

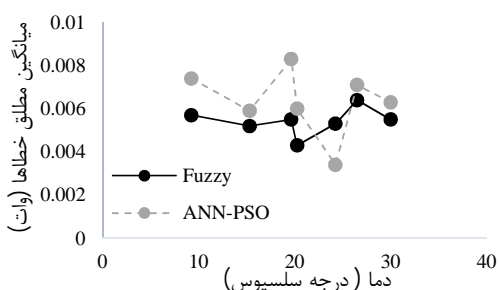
جدول ۶- میزان شاخص آماری جذر متوسط مربع خطاها در نواحی مختلف دمایی (W)

منطق فازی		شبکه عصبی- ازدحام ذرات		نواحی دمایی (°C)
RMSE	MAE	RMSE	MAE	
۰/۰۰۶۹	۰/۰۰۵۷	۰/۰۰۸۶	۰/۰۰۷۴	$9 < T < 9/5$
۰/۰۰۵۹	۰/۰۰۵۲	۰/۰۰۶۸	۰/۰۰۵۹	$15 < T < 15/6$
۰/۰۰۶۰	۰/۰۰۵۵	۰/۰۱۰۰	۰/۰۰۸۳	$19/4 < T < 19/9$
۰/۰۰۵۶	۰/۰۰۴۳	۰/۰۰۷۱	۰/۰۰۶۰	$20 < T < 20/5$
۰/۰۰۶۶	۰/۰۰۵۳	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۳۴	$24 < T < 24/5$
۰/۰۰۷۱	۰/۰۰۶۴	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۷۱	$26 < T < 27$
۰/۰۰۶۶	۰/۰۰۵۵	۰/۰۱۰۳	۰/۰۰۶۳	$29/5 < T < 30/5$

از بازه‌های دمایی، شبکه عصبی به کمک الگوریتم فراابتکاری مقدار توان بیشینه را با خطای کمتری پیش‌بینی کرده است اما از آنجایی که پایداری یک سیستم کنترل کننده تحت شرایط مختلف بسیار حائز اهمیت است، نوسان زیاد در ارائه پاسخ بهینه قابلیت اطمینان شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات را نسبت به سیستم فازی مورد استفاده کاهش می‌دهد.



شکل ۷- نمودار شاخص آماری جذر متوسط مربع خطاها در نواحی مختلف دمایی



شکل ۸- نمودار شاخص آماری میانگین مطلق خطاها در نواحی مختلف دمایی

همان‌طور که از مقادیر درج شده در جدول ۶ برمی‌آید، اختلاف بین بیشترین و کمترین مقدار RMSE به‌دست آمده به وسیله منطق فازی 10×10^{-4} است در حالی که این اختلاف در مورد روش دیگر به 10×10^{-4} می‌رسد، که حدود $4/3$ برابر میزان اختلاف در منطق فازی است. در مورد شاخص MAE نیز اختلاف بین مقادیر کمینه و بیشینه در الگوریتم ANN-PSO $2/3$ برابر میزان اختلاف در منطق فازی است. بنابراین، در مورد هر دو معیار MAE و RMSE، میزان نوسان منطق فازی در نواحی مختلف دمایی نسبت به سایر روش‌های به‌کار رفته برای پیش‌بینی مقادیر بیشینه توان بسیار کمتر است، این امر در شکل‌های ۷ و ۸ به وضوح قابل مشاهده است. همچنین همگرایی به مقدار بهینه در سیستم فازی، در مقایسه با روش دیگر بسیار سریع‌تر صورت می‌گیرد (کمتر از ۲ ثانیه). در حالی که در مورد شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، محاسبات حدود ۶ دقیقه زمان می‌برد، زیرا که برای دستیابی به پاسخ بهینه تعداد تکرار حداقل ۴۵۰ بار در نظر گرفته شده است و همین امر با توجه به روند کلی عملکرد الگوریتم، سبب طولانی شدن محاسبات می‌گردد.

برای ارزیابی تکرارپذیری روش‌ها، محاسبات سه مرتبه انجام شد و هر بار نتایج مشابه حاصل گردید.

به این ترتیب، نتایج نشان می‌دهد که از میان دو روش بکار رفته در این پژوهش، منطق فازی در ردیابی نقطه بیشینه توان، عملکرد بهتری دارد و در صورت تغییر سریع شرایط جوی، پایدارتر عمل می‌کند. هرچند که در برخی

نتیجه‌گیری

در این پژوهش برای یافتن روشی بهینه جهت ردیابی مستمر نقطه بیشینه توان، از یک سیستم فازی که به شیوه‌ای نوین طراحی شده و یک شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر الگوریتم فراابتکاری بهینه سازی ازدحام ذرات، استفاده شد تا با بررسی هر یک از آنها بهترین روش در این زمینه معرفی گردد. نتایج آزمایش‌ها و محاسبات انجام شده نشان داد که منطق فازی طراحی شده به لحاظ مختلف از جمله سرعت بالا در انجام محاسبات، دقت بیشتر، سهولت پیاده‌سازی و پایداری نسبت به تغییر شرایط محیطی در مقایسه با روش دیگر عملکرد بسیار بهتری دارد. از این رو با توجه به نتایج حاصل شده در این پژوهش و نیز روند عملکرد منطق فازی، با درصد احتمال بالایی می‌توان گفت که از میان روش‌های هوشمند همچون منطق فازی، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم‌های فراابتکاری و غیره که تاکنون در این زمینه معرفی شده‌اند، منطق فازی روشی است که به‌طور کلی در ارتباط با این موضوع، توانایی بالاتری از خود نشان می‌دهد. بنابراین با توجه به اینکه در پژوهش حاضر منطق فازی به شیوه‌ای جدید طراحی شده است تا بتوان خطای انسانی را در عملکرد آن به حداقل ممکن کاهش داد و همچنین امکان تغییر بخش‌های مختلف در سریع‌ترین زمان ممکن جهت حصول نتایج بهتر در آن لحاظ گردیده است، می‌توان گفت سیستم فازی معرفی شده در این پژوهش، روشی مناسب برای ردیابی نقطه بیشینه توان در پنل‌های خورشیدی است و کنترل یک سیستم خورشیدی به کمک آن با قابلیت اطمینان بالایی صورت می‌گیرد.

سپاس‌گزاری

با تشکر از دانشگاه بوعلی سینا به دلیل حمایت‌های مالی در انجام این پژوهش.

منابع

- Connected Photovoltaic System & Operation of PV Cells under Partial Shading Conditions. Bahrami, M., Gavagsaz-Ghoachani, R., Zandi, M., Phattanasak, M., Maranzana, G., Nahid-Mobarakeh, B., & Meibody-Tabar, F. (2019). Hybrid maximum power point tracking algorithm with improved dynamic performance. *Renewable energy*, 130: 982-991.
- Boukenoui, R., Ghanes, M., Barbot, J. P., Bradai, R., Mellit, A., & Salhi, H. (2017). Experimental assessment of Maximum Power Point Tracking methods for photovoltaic systems. *Energy*, 132: 324-340.
- Falkner, R. (2018). Climate change, international political economy and global energy policy. In *Handbook of the International Political Economy of Energy and Natural Resources*. Edward Elgar Publishing.
- Gan, W., Shiwei, Z., & Xiangyu, Y. (2018). MPPT strategy of variable step-size incremental conductance algorithm based on voltage closed-loop sliding mode control. *Renewable Energy Resources*, 04.
- Hassan, S. (2019). Efficiency Limit of Far-and Near-field Thermophotovoltaic Energy Conversion (Doctoral dissertation, Rice University).
- Hertz, J. A. (2018). *Introduction to the theory of neural computation*. CRC Press.
- Joshi, P., & Arora, S. (2017). Maximum power point tracking methodologies for solar PV systems—A review. *Renewable and sustainable energy reviews*, 70: 1154-1177.
- Khosravanian, R., Mansouri, V., Wood, D. A., & Alipour, M. R. (2018). A comparative study of several metaheuristic algorithms for optimizing complex 3-D well-path designs. *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, 8(4): 1487-1503.
- Kler, D., Sharma, P., Rana, K. P. S., & Kumar, V. (2018). A BSA Tuned Fractional-Order PID Controller for Enhanced MPPT in a Photovoltaic System. In *Fractional Order Systems* (pp. 673-703). Academic Press.
- Mishra, S., Sahoo, S., & Mishra, B. K. (2019). Neuro-Fuzzy Models and Applications. In *Emerging Trends and Applications in Cognitive Computing* (pp. 78-98). IGI Global.
- Prakash, G., & Pradeepa, S. (2018, February). Design and Modeling of MPPT for Solar Based Power Source. In *2018 4th International Conference on Electrical Energy Systems (ICEES)* (pp. 624-629). IEEE.
- Rai, A., Awasthi, B., Singh, S., & Dwivedi, C. K. (2016). A Review of maximum power point tracking techniques for photovoltaic
- Al-Majidi, S. D., Abbod, M. F., & Al-Raweshidy, H. S. (2018). A novel maximum power point tracking technique based on fuzzy logic for photovoltaic systems. *International Journal of Hydrogen Energy*, 43(31): 14158-14171.
- Apatekar, S. E., Shrivankumar, A., & Anitha, C. (2017). Maximum Power Point Tracking Using Fuzzy Logic Control for Grid-

- system. *International Journal of Engineering Research*, 5(6): 539-545.
- Ram, J. P., Babu, T. S., & Rajasekar, N. (2017). A comprehensive review on solar PV maximum power point tracking techniques. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 67: 826-847.
- Shanthi, L., Bogale, B., & Ali, M. (2018). Survey on Fuzzy Logic and Subjective Performance Evaluation of Supply Chain Management.
- Takahama, T., & Sakai, S. (2018). The velocity updating rule according to an oblique coordinate system with mutation and dynamic scaling for particle swarm optimization. *Artificial Life and Robotics*, 23(4): 618-627.
- Zong, H., Cao, Y., & Liu, Z. (2018). Energy security in group of seven (g7): A quantitative approach for renewable energy policy. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, 13(3): 173-175.
- Zou, Y., Yan, F., Wang, X., & Zhang, J. (2020). An Efficient Fuzzy Logic Control Algorithm for Photovoltaic Maximum Power Point Tracking Under Partial Shading Condition. *Journal of the Franklin Institute*, 357(6): 3135-3149.

