

مقاله پژوهشی

DOR: 20.1001.1.24767131.1400.7.2.7.0

درصد همانندی: ۱۷٪

بهینه‌سازی پارامترهای مدل تک دیودی سلول فتوولتائیک با استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان برای استفاده در بویه‌های شناور

وحدت ناظریان^{۱*}، حسین اسداللهی^۲

v.nazerian@umz.ac.ir

h.asadollahi43@umail.umz.ac.ir

^{۱*} نویسنده مسئول، استادیار، گروه مهندسی برق، دانشگاه مازندران، بابلسر^۲ دانش آموخته کارشناسی، گروه مهندسی برق، دانشگاه مازندران، بابلسر

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۵/۲۰

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۳/۱۱

چکیده:

یکی از کاربردهای سلول‌های خورشیدی تأمین برق مورد نیاز در بویه‌های شناور است. بویه‌های شناور، گویچه‌هایی هستند که در سطح آب دریاها و اقیانوس‌ها قرار می‌گیرند و اطلاعات مختلفی را به شناورها می‌دهند. این گویچه‌ها شرایط زیست‌محیطی متفاوتی را تجربه می‌کنند، به همین دلیل مدل‌سازی و شبیه‌سازی سلول‌های فتوولتائیک موجب می‌شود تا بتوانیم سلولی با بازدهی و عملکرد بهتری را در آن‌ها تعبیه کنیم. در این مقاله پارامترهای مدل تک دیودی را بررسی می‌کنیم، به طوری که نمودارهای I-V، P-V و مشخصه‌های سلول فتوولتائیک کادمیوم تلوراید (CdTe) را که با سه لایه (SnOx، CdS، CdTe) طراحی شده است، از طریق نرم‌افزار SCAPS استخراج می‌کنیم و با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان (ACO) پارامترهای مدل تک دیودی آن را به دست می‌آوریم. تابع هدف در این مقاله، RMSE (جذر میانگین مربعات خطاها) است که بهترین مقدار به دست آمده آن پس از ۳۰ اجرا $5/2217 \times 10^{-5}$ در $2/46$ ثانیه به ازای هر دور تکرار است که نشان‌دهنده تطابق بسیار بالای مدل شبیه‌سازی شده با واقعیت است و برتری قابل توجهی را نسبت به بسیاری از الگوریتم‌هایی که تاکنون انجام شده نشان می‌دهد. بهینه‌سازی بالا با ۲۰۰ دور تکرار، ۳۰ جمعیت و ۸۴ نقطه بر بستر یک سرور با ۳۲ گیگ رم و ۳۰ هسته پردازشی انجام شده است.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان (ACO)؛ مدل تک دیودی؛ جذر میانگین مربعات خطاها

(RMSE)؛ سلول خورشیدی فتوولتائیک؛ بویه‌های شناور؛ نرم‌افزار SCAP

۱. مقدمه

بویه‌های شناور نوعی وسایل کمک ناوبری هستند که اطلاعات مختلفی از جمله آبراه‌ها، مرزها، علائم و وضعیت اقیانوس‌ها را مشخص می‌کنند [۱]. این شناورها به وسیله حسگرهایی که در آن‌ها تعبیه شده، اطلاعات مورد نیاز را از دریاها و محیط پیرامون خود جمع‌آوری کرده و پس از پردازش داده‌ها، آن‌ها را با استفاده از یک آنتن ارتباطی به مرکز کنترل ارسال می‌کنند [۲-۴]. از این اطلاعات ارسالی می‌توان برای پایش اقیانوس‌ها، تغییرات آب‌وهوا و علوم دریایی استفاده کرد [۲]. تجهیزات به کار رفته در بویه‌ها برای انجام وظایف خود نیاز به یک منبع تغذیه دارند و از آنجا که به‌دوراز ساحل و در سطح آب‌ها قرار دارند، استفاده از انرژی‌های تجدیدپذیر بهترین گزینه برای آن‌هاست.

یکی از انرژی‌های تجدیدپذیری که به‌صورت رایگان و در همه مکان‌ها در دسترس است انرژی خورشیدی است [۵]. بویه‌های شناور بسته به نوع و کاربردشان از یک تا چند سلول خورشیدی برای تأمین برق مورد نیازشان استفاده می‌شود [۶، ۱]. هنگامی که این سلول‌های فتوولتائیک در سطح اقیانوس‌ها و آب‌ها قرار می‌گیرند، به دلیل تبخیر سطحی دمای ماژول‌ها افت پیدا کرده و به خاطر باد و طوفان‌های دریایی ممکن است زاویه تابش آن‌ها نیز تغییر کند، در نتیجه عملکرد و بازدهی سلول‌ها کاهش می‌یابد [۳]. این سلول‌ها فناوری‌های ساخت مختلفی همچون مونوکریستال^۱، پلی کریستال^۲ و فیلم نازک (Thin Film) و... دارند [۷-۹]، از این‌رو ضروری است که پیش از به‌کارگیری آن‌ها، با استفاده از روش‌های کارآمد به شبیه‌سازی و مدل کردن‌شان پردازیم تا بتوانیم سلولی بهینه با عملکردی بالا و مقاوم در برابر شرایط جوی را انتخاب کنیم. یکی از مدل‌های شبیه‌سازی، مدل تک دیودی است که پژوهشگران بسیاری با استفاده از الگوریتم‌های مختلف

پارامترهای این مدل را استخراج کردند [۱۶-۱۰]. هر چه نتایج الگوریتم دقیق‌تر باشد، پارامترهای مدل مداری به واقعیت نزدیک‌تر خواهد بود. به همین دلیل در این مقاله کارآمدی و بهینه‌سازی الگوریتم کلونی مورچگان (ACO)^۳ را برای استخراج مشخصه‌های مدل تک دیودی بررسی می‌کنیم. الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان را اولین بار مارکو دوریگو به‌عنوان رساله دکتری مطرح کرد. این الگوریتم از رفتار مورچه‌ها برای یافتن کوتاه‌ترین مسیر میان لانه تا منبع غذایی الهام می‌گیرد. بسیاری از انواع مورچه‌ها در هنگام حرکت در محیط اطراف خود ماده‌ای به نام فرومون^۴ ترشح می‌کنند که برای سایر مورچه‌ها قابل درک و جذاب است. با گذشت زمان میزان فرومون موجود در کوتاه‌ترین مسیر، میان لانه و غذا بیشتر می‌شود، در نتیجه تعداد مورچه‌هایی که به این مسیر کوتاه‌تر جذب می‌شوند نیز افزایش می‌یابد. این چرخه آنقدر ادامه پیدا می‌کند تا اکثریت مورچه‌ها از مسیر کوتاه‌تر عبور کنند. از آنجا که هیچ‌یک از مورچه‌ها به‌تنهایی قادر به یافتن کوتاه‌ترین مسیر نبوده‌اند و این نتیجه همکاری میان عوامل بوده است، می‌توان این الگوریتم را در گروه الگوریتم‌های هوش ازدحامی طبقه‌بندی کرد [۱۷-۲۰]. شکل ۱ نشان‌دهنده تجهیزات و قسمت‌های مختلف یکی از انواع بویه‌های شناور است [۲۱].

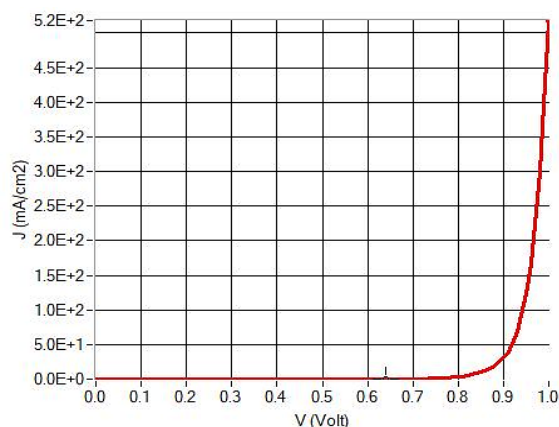
۲. مدل‌سازی سلول خورشیدی و روابط حاکم بر آن

شبیه‌سازی سلول PV^۵ شامل به دست آوردن منحنی مشخصه‌های (I-V)^۶ و (P-V)^۷ است که هدف از این کار تطبیق منحنی مشخصه‌های مدل شبیه‌سازی با منحنی مشخصه‌های سلول واقعی در شرایط محیطی مختلف است [۲۲]. معمول‌ترین روش، استفاده از مدار معادل الکتریکی است که اصولاً بر مبنای مدل دیودی است که دیود، پیوند p-n سلول را شبیه‌سازی می‌کند [۱۰، ۱۳].

مدل های مدارى در نظر گرفته می‌شود و اندازه جریان آن به صورت مستقیم وابسته به نور تابیده شده به سلول است که به صورت یک ضریب خطی با نور تغییر می‌کند [۲۵، ۱۳].

۲-۱. مدل تک دیودی

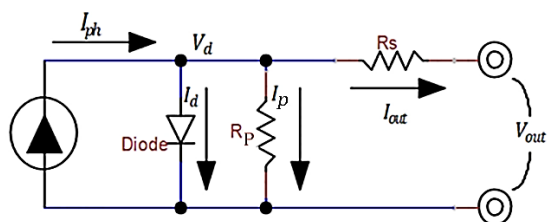
همان‌طور که در شکل ۳ نشان داده شده است، یک سلول را می‌توان با یک منبع جریان وابسته به نور و به صورت موازی با یک دیود مدل کرد. معادله جریان-ولتاژ آن به صورت زیر است [۲۹-۲۴، ۱۳-۱۱]:



شکل ۲. نمودار چگالی جریان - ولتاژ بدون تابش

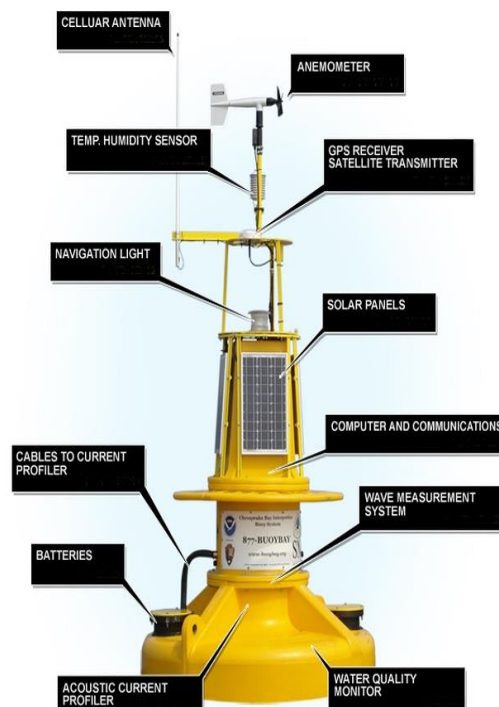
$$I = I_{Ph} - I_{D_1} - I_P \quad (2)$$

$$I = I_{Ph} - I_{S_1} \left[e^{\frac{q(V + R_S I)}{\eta_1 k T}} - 1 \right] - \frac{V + R_S I}{R_P} \quad (3)$$



شکل ۳. مدار معادل مدل تک دیودی

در این مدل دو مقاومت پارازیتی R_S و R_P وجود دارد که؛



شکل ۱. قسمت‌های مختلف یکی از بویه‌های هوشمند

مدل‌های بسیاری توسط پژوهشگران متعددی ارائه شده است که ساده‌ترین مدل، مدل تک دیودی^۸ است که در ادامه به بررسی این مدل مدارى می‌پردازیم. سلول خورشیدی زمانى که تحت تابش نباشد مانند یک دیود رفتار می‌کند که معادله جریان-ولتاژ آن به صورت زیر برقرار است:

$$I_D = I_S \left[e^{\frac{V_D}{\eta V_T}} - 1 \right] \xrightarrow{V_T = \frac{kT}{q}} \quad (1)$$

$$I_D = I_S \left[e^{\frac{qV_D}{\eta k T}} - 1 \right]$$

که در آن $k = 1/38.064 \times 10^{-23} \text{ J/k}$ ثابت بولتزمان^۹، $q = 1/6.02176634 \times 10^{-19}$ (برحسب کولن) بار الکتریکی یک الکترون، η ضریب ایده آلی دیود، T دما برحسب کلوین، V_T (mV) ولتاژ حرارتی، V_D (V) ولتاژ دیود، I_S (A) جریان اشباع معکوس، I_D (A) جریان دیود است [۲۴، ۲۳]. شکل ۲ نشان‌دهنده نمودار چگالی جریان-ولتاژ یک سلول خورشیدی بدون اعمال تابش است. اما هنگامی که در معرض تابش قرار گیرد، در اثر پدیده فتوولتائیک جریانی در سلول پدیدار می‌شود که به‌عنوان جریان حاصل از تابش^{۱۰} از آن یاد می‌شود و با نماد I_{Ph} نمایش می‌دهند. این جریان به‌عنوان منبع جریان وابسته در

همچنین I_{MP} (A) و V_{MP} (V) نشان‌دهنده جریان و ولتاژ نقطه بیشینه است.

۳. الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان

الگوریتم کلونی مورچگان یا در حقیقت «بهینه‌سازی کلونی مورچگان» ACO همان‌طور که از نام آن مشخص است، بر پایه رفتار طبیعی کلونی‌های مورچگان و مورچگان کارگر شاغل در آن‌ها بنا نهاده شده است. فرایند یافتن منابع غذایی در کلونی مورچگان بسیار بهینه است. زمانی که مورچه‌ها عملیات کاوش برای یافتن منابع غذایی را آغاز می‌کنند، به‌طور طبیعی یک مسیر «منطقی» و «بهینه» از آشیانه خود به منابع غذایی پیدا می‌کنند. به‌عبارت‌دیگر، جمعیت مورچگان به نحوی همیشه قادر هستند تا یک مسیر بهینه را برای تأمین منابع غذایی موردنیاز بیابند. شبیه‌سازی چنین رفتار بهینه‌ای، پایه و اساس بهینه‌سازی کلونی مورچگان را تشکیل می‌دهد [۳۳]. باید توجه داشت که نام دقیق این الگوریتم، بهینه‌سازی کلونی مورچگان است که اغلب افراد به آن الگوریتم مورچگان یا الگوریتم کلونی مورچگان می‌گویند. دو مورچه را فرض کنید که در حال حرکت از آشیانه به منبع غذایی، از دو مسیر کاملاً متفاوت از هم هستند. مورچه‌ها در ضمن حرکت خود به سمت منبع غذایی، ردی از فرومون در محیط منتشر می‌کنند که به‌طور طبیعی و با گذر زمان متلاشی می‌شود. مورچه‌ای که (به‌طور تصادفی) کوتاه‌ترین مسیر به سمت منبع غذایی را انتخاب کرده، سفر برگشتی به سمت آشیانه را زودتر از دیگر مورچه‌ها آغاز می‌کند. در چنین حالتی، این مورچه در مسیر بازگشت به آشیانه، دوباره شروع به منتشر کردن فرومون در محیط می‌کند و از این طریق، رد فرومون به‌جا گذاشته در کوتاه‌ترین مسیر را تقویت می‌کند. مورچه‌های دیگر، به‌طور غریزی، قوی‌ترین مسیر فرومون موجود در محیط را دنبال و رد فرومون در این مسیر را تقویت می‌کنند. پس از گذشت مدت‌زمان مشخصی، نه‌تنها رد فرومون موجود در کوتاه‌ترین مسیر متلاشی نمی‌شود، بلکه، با انباشته شدن رد فرومون دیگر مورچه‌ها، بیش‌ازپیش تقویت می‌شود. مسیری که قوی‌ترین رد فرومون در آن به‌جا گذاشته شده باشد، به مسیر پیش‌فرض برای حرکت مورچه‌ها

(۱) مقاومت سری، ناشی از مقاومت ماده نیمه‌هادی، مقاومت بین کنتاکت‌ها و سلول و مقاومت درونی اتصالات فلزی است. مقاومت سری در چگالی جریان‌های بالا، یک مشکل خاص به‌شمار می‌رود؛

(۲) مقاومت موازی به سبب جریان‌های ناشی است به‌خصوص که در لبه‌های سلول ایجاد می‌شود [۳۰، ۱۳، ۱۲].

همچنین در فرمول ۲، I_p (A) جریان مقاومت موازی، I_{Ph} (A) جریان فتوولتائیک و I جریان خروجی مدل است.

در مدل تک دیودی برای کامل کردن منحنی مشخصه $I-V$ به ۵ پارامتر η_1 ، I_{S1} ، I_{Ph} ، R_p ، R_s نیاز است.

۲-۲. معرفی تابع هزینه (RMSE)

فرمول‌های RMSE^{۱۳} (تابع هزینه) به شرح زیر است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (I_i - I_{(vi)})^2} \quad (4)$$

که در آن N تعداد جریان‌های اندازه‌گیری شده، I_i جریان آزمایشگاهی و $I_{(vi)}$ جریان به‌دست‌آمده به‌وسیله الگوریتم و RMSE جذر میانگین مربعات خطاهاست [۳۲، ۳۱، ۲۸، ۲۴، ۱۳].

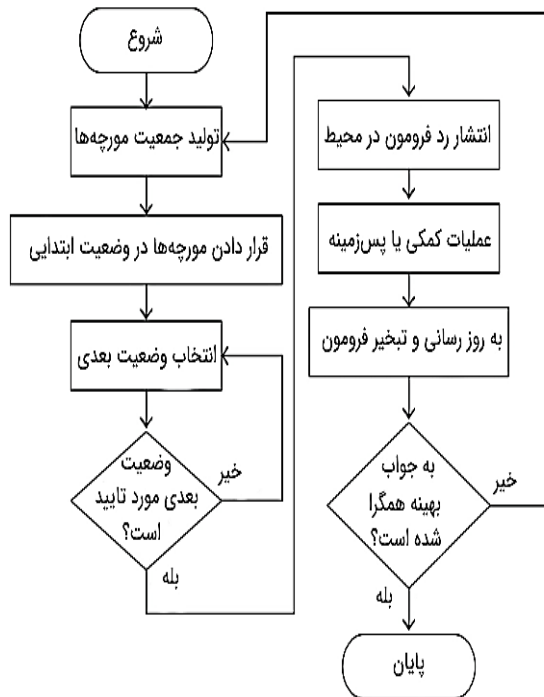
۲-۳. ضریب پُری^{۱۳}

جریان اتصال کوتاه (I_{SC})^{۱۴} و ولتاژ مدار باز (V_{OC})^{۱۵} بیشترین مقادیر جریان و ولتاژ است که یک سلول می‌تواند تولید کند، باوجوداین توان خروجی در هر یک از این دو نقطه صفر است. "ضریب پُری‌کنندگی"، که بیشتر با اختصار FF (FF)^{۱۶} شناخته می‌شود، پارامتری است که به‌عنوان نسبت حداکثر توان از سلول خورشیدی به حاصل ضرب V_{OC} و I_{SC} تعریف می‌شود [۱۲]:

$$FF = \frac{P_{MP}}{V_{OC} \times I_{SC}} = \frac{V_{MP} \times I_{MP}}{V_{OC} \times I_{SC}} \quad (5)$$

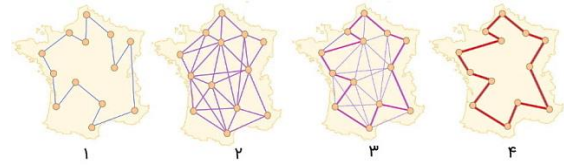
الگوریتم ACO پرداخته و شرایط آزمایش، داده‌ها و نتایج به دست آمده را طبق دسته‌بندی‌هایی که در ادامه به آن اشاره می‌شود، تشریح خواهیم نمود.

روند یافتن پارامترهای مدار معادل به این صورت است که ابتدا نمودارها و داده‌های سلول موردنظر را در شرایط آزمایشگاهی مشخصی (تابش، دما و...) استخراج می‌کنیم، سپس به سراغ الگوریتم بهینه‌سازی رفته و برای مؤلفه‌های مدل دیودی محدوده‌ای تعریف می‌کنیم.



شکل ۵. فلوچارت الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان

از کلونی به منبع غذایی و برعکس تبدیل می‌شود [۳۴، ۳۵]. شکل ۴ نحوه تشخیص کوتاه‌ترین مسیر را نشان می‌دهد؛



شکل ۴. تبخیر رد فرمون پس از چند تکرار از روش بهینه‌سازی کلونی مورچگان

شبه کد^{۱۹} الگوریتم کلونی مورچگان در ادامه آمده است؛

(۱) پارامترهای الگوریتم کلونی مورچگان تنظیم شده وردهای فرمون مقداردهی اولیه می‌شوند؛

(۲) تا زمانی که شرط توقف ارضا نشده باشد:

- مرحله اول یا مرحله تولید جواب‌های کاندید^{۲۰} را شروع کن.

- مرحله دوم یا مرحله جستجوی محلی^{۲۱} جواب‌ها را شروع کن. در این مرحله، از جواب‌های بهینه محلی استفاده می‌شود تا مشخص شود کدام یک از فرمون‌ها باید به‌روزرسانی شوند. این مرحله اختیاری است و در برخی از پیاده‌سازی‌های انجام شده از الگوریتم کلونی مورچگان وجود ندارد.

- مرحله سوم یا مرحله به‌روزرسانی فرمون^{۲۲} را انجام بده.

(۳) در صورتی که شرط توقف ارضا شده باشد، اجرای الگوریتم را متوقف کن؛ در غیر این صورت، مراحل را دوباره انجام بده.

شکل ۵، فلوچارت الگوریتم کلونی مورچگان را نمایش می‌دهد [۳۶، ۳۷]. این الگوریتم برای استخراج مؤلفه‌های مدل تک دیودی به صورت شکل ۶ بازنویسی شده است.

۴. نتایج و بحث

در این بخش از مقاله ابتدا به بیان چگونگی روند به دست آوردن مشخصه‌های مدار معادل تک دیودی با استفاده از

۳ - تابش ثابت $1000 \frac{W}{m^2}$ و دمای ۳۳ درجه سلسیوس (۳۰۶,۱۵ کلوین) است؛

۴ - سرور پردازشی با ۳۰ هسته پردازشی و ۳۲ گیگ رم؛

Intel Xeon E5-2650 v4 2.20 GHz x64 , RAM EDO 32 GBytes.

۵ - الگوریتم مورداستفاده برای شبیه سازی، الگوریتم کلونی مورچگان (ACO) با جمعیت 30×24 مورچه، ۲۰۰ دور تکرار^{۲۵} و ۳۰ اجراست؛

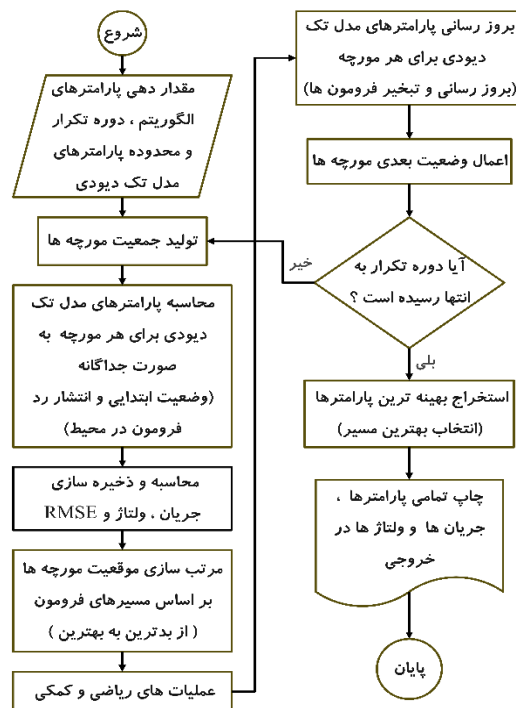
۶ - تعداد نقاط اندازه گیری شده برای بررسی و آزمایش ۸۴ نقطه با گام ۰/۰۱ در نظر گرفته شده است؛

۷ - I_{sc} و V_{oc} آزمایشگاهی در سلول موردنظر برابر با $0.2413144(A)$ و $0.857103(V)$ می باشد؛

۸ - داده های آزمایشگاهی از طریق نرم افزار SCAPS استخراج شده که سلول انتخابی آن کادمیوم تلوراید (CdTe) است که با سه لایه (SnOx, CdS, CdTe) تشکیل شده است [۳۸]. در جدول ۱ مشخصات سلول فتوولتائیک را مشاهده می کنیم.

۴-۲. نتایج و نمودارهای به دست آمده از الگوریتم

جدول ۲، محدوده تخمین پارامترها را در بهینه سازی به وسیله الگوریتم مشخص می کند که کمترین مقدار در اکثر مؤلفه ها^{۱۲} ۱۰ است و تقریباً آن ها را صفر در نظر گرفتیم. اکثر این محدوده ها بر اساس مقاله های معتبر بین المللی تعریف شده است [۲۹، ۲۸، ۲۴، ۱۵]. همچنین بیشترین میزان جریان فتوولتائیک، ۱/۵ برابر جریان اتصال کوتاه سلول مورد آزمایش است.



شکل ۶. فلوچارت الگوریتم بهینه سازی کلونی مورچگان برای استخراج مؤلفه های مدل تک دیودی

الگوریتم موردنظر جریان ها را با استفاده از فرمول های تعریف شده به دست می آورد و در تابع هدف قرار می دهد. تابع هدف عملیات ریاضی مشخصی را بین داده های آزمایشگاهی و داده های الگوریتمی اعمال کرده و عددی استخراج می شود. این فرایند این قدر ادامه می یابد تا عدد به دست آمده از تابع هدف کوچک ترین مقدار موجود باشد، این مقدار پاسخ نهایی ما خواهد بود و پارامترهایی که این عدد را تولید کرده اند، مشخصه های مدل تک دیودی ما هستند.

دسته بندی هایی که بالاتر به آن اشاره شده است عبارت اند از؛

۴-۱. بررسی ویژگی ها و شرایط آزمایش

۱ - سلول خورشیدی مورداستفاده، سلول فیلم نازک کادمیم تلوراید^{۲۳} با مساحت 1 cm^2 است؛

۲ - جریان ها و توان های به دست آمده در 1 cm^2 از سلول مورد نظر هستند (چگالی جریان $= \frac{A}{\text{cm}^2}$)؛

جدول ۱. مشخصات لایه‌های سلول موردنظر در SCAPS

Layer Name	Layer 1	Layer 2	Layer 3
Name	CdTe	CdS	SnOx
thickness (μm)	4.000	0.025	0.500
The layer is pure A: y = 0, uniform	0.000	0.000	0.000
Semiconductor Property P of the pure material (y = 0)	pure A (y = 0)	pure A (y = 0)	pure A (y = 0)
bandgap (eV)	1.500	2.400	3.600
electron affinity (eV)	3.900	4.000	4.000
dielectric permittivity (relative)	9.400	10.000	9.000
CB effective density of states (1/cm ³)	8×10 ⁺¹⁷	2.200×10 ⁺¹⁸	2.200×10 ⁺¹⁸
VB effective density of states (1/cm ³)	1.8×10 ⁺¹⁹	1.8×10 ⁺¹⁹	1.8×10 ⁺¹⁹
electron thermal velocity (cm/s)	1×10 ⁺⁷	1×10 ⁺⁷	1×10 ⁺⁷
hole thermal velocity (cm/s)	1×10 ⁺⁷	1×10 ⁺⁷	1×10 ⁺⁷
electron mobility (cm ² /Vs)	3.2×10 ⁺²	1×10 ⁺²	1×10 ⁺²
hole mobility (cm ² /Vs)	4×10 ⁺¹	2.5×10 ⁺¹	2.5×10 ⁺¹
shallow uniform donor density ND (1/cm ³)	0.000	1.1×10 ⁺¹⁸	1×10 ⁺¹⁷
shallow uniform acceptor density NA (1/cm ³)	2×10 ⁺¹⁴	0.000	0.000
Layer Contact		left Contact (Back)	Right Contact (Front)
Thermionic emission/surface recombination velocity (cm/s) :			
Electrons		1×10 ⁺⁷	1×10 ⁺⁷
Holes		1×10 ⁺⁷	1×10 ⁺⁷
Metal Work Function (eV)		5.000	4.1000
Majority carrier barrier height (eV) :			
Relative to EF		0.4000	0.1000
Relative to EV or EC		0.1045	0.0199
Optical Filter :		Transmission (80% mirror)	Reflection (10% mirror)
Filter Mode			
illuminated from :		Right (n-Side) or Front	
*** Other parameters that are not in the table were considered zero.			

محدوده	R _s (Ω)	η _۱
کمترین مقدار	۰	۱
بیشترین مقدار	۱	۲/۵
نتایج الگوریتم	۲/۹۷۶۵× ^۴ -۱۰	۲/۰۳۰۷
** I _{ph} =(1/5) (I _{sc}) ⇒ I _{sc} =۰/۰۲۴۱۳۱۴۴۴۱۰		
I _{ph} =۰/۰۳۶۱۹۷۱۶۶۱۵		
**۱۰ ^{-۱۲} ≈ ۰ → حد پایین بازه		

پس از پایان بهینه‌سازی در ۲۰۰ دور تکرار، ۳۰ مورچه و ۳۰ اجرا به بهترین نتیجه مطلوب رسیدیم که این نتایج در تکرار ۱۹۹ ام، مورچه ۸ ام (جمعیت ۸ ام) و اولین اجرا به دست آمده است. مقدار RMSE حاصل را در جدول ۳ مشاهده می‌کنید.

جدول ۳. RMSE، شماره جمعیت و مرحله تکرار مطلوب

پارامتر	شماره دوره تکرار مطلوب	شماره مورچه مطلوب	RMSE
مقدار	۱۹۹	۸	۵/۲۲۱۷× ^۵ -۱۰

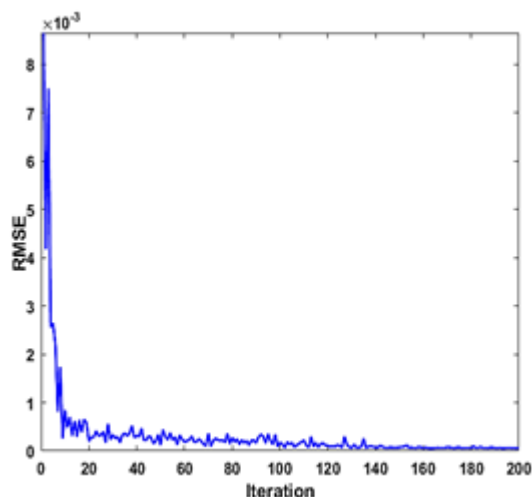
بعد از به دست آوردن بهترین نتیجه الگوریتمی، مقادیر جریان، ولتاژ و توان بیشینه نقطه موردنظر را در مقایسه با حالت آزمایشگاهی سلول در جدول ۴ مشاهده می‌کنیم. از این داده‌ها به این نتیجه می‌رسیم که به کمترین میزان خطا نسبت به مقدار واقعی دست یافتیم.

جدول ۲. نتایج و محدوده ۷ پارامتر مجهول به روش الگوریتم ACO

محدوده	I _{ph} (A)	I _{s1} (μA)	R _p (Ω)
کمترین مقدار	۰	۰	۰
بیشترین مقدار	۰/۰۳۶۱۹۷۱۶۶	۲	۱۰۰۰
نتایج الگوریتم	۰/۰۲۴۲۶۵	۲/۴۴۸۹	۹۹۴/۶۸۴۴
		× ^۴ -۱۰	

جدول ۴. بیشینه مقادیر جریان، ولتاژ و توان آزمایشگاهی و الگوریتمی

پارامتر	V _{MPP}	I _{MPP} (A)	P _{MPP} (w)
مقادیر الگوریتم	۰/۷۲	۰/۰۲۱۸۶۱۱	۰/۰۱۵۷۴
مقادیر آزمایشگاه	۰/۷۱۵۴۲	۰/۰۲۱۹۶۱۱۷۱	۰/۰۱۵۷۱۱۴۶۱۰

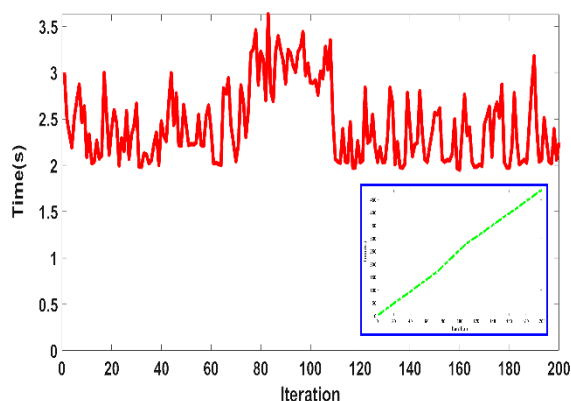


شکل ۹. نمودار RMSE – Iteration

* نمودارهای زمان بر حسب دوره تکرار

شکل ۱۰ زمان انجام الگوریتم در هر دوره تکرار را نمایش می‌دهد. طبق شکل، به‌طور میانگین هر دوره تکرار حدود ۲ تا ۳ ثانیه طول می‌کشد. از آنجا که بین دوره تکرار ۸۰-۱۱۰ زمان انجام الگوریتم افزایش یافته است، به نظر می‌رسد الگوریتم محاسبات پیچیده‌تری را تجربه می‌کند.

این افزایش زمان در شکل داخلی هم قابل مشاهده است و همان‌طور که مشاهده می‌شود، در محدوده ۸۰-۱۱۰، نمودار دچار شکستگی شده است. در این شکل زمان‌های هر دور تکرار با همدیگر جمع می‌شوند و مجموع کل زمان انجام الگوریتم در ۲۰۰ دور تکرار تقریباً برابر با ۴۹۲/۳۶ ثانیه است.

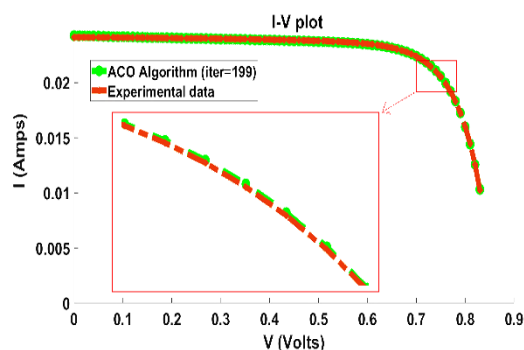


شکل ۱۰. نمودار Time – Iteration

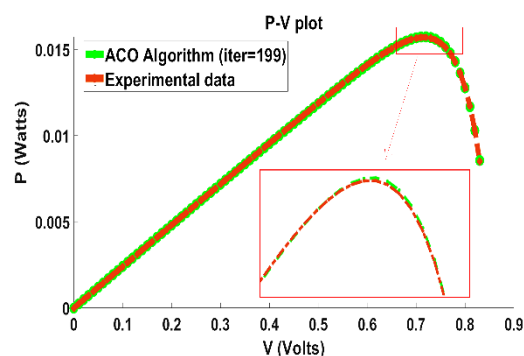
حال در ادامه به بررسی سایر نمودارهای الگوریتمی و آزمایشگاهی می‌پردازیم.

* نمودارهای جریان – ولتاژ (I-V) و توان – ولتاژ (P-V)

همان‌طور که در شکل‌های ۷ و ۸ مشاهده می‌کنید، نمودارها بیشترین تطبیق را با همدیگر دارند و این به علت مقدار بسیار کم RMSE و دقت بالای بهینه‌سازی با الگوریتم است.



شکل ۷. تطابق نمودار I-V آزمایشگاهی و الگوریتمی



شکل ۸. تطابق نمودار P-V آزمایشگاهی و الگوریتمی

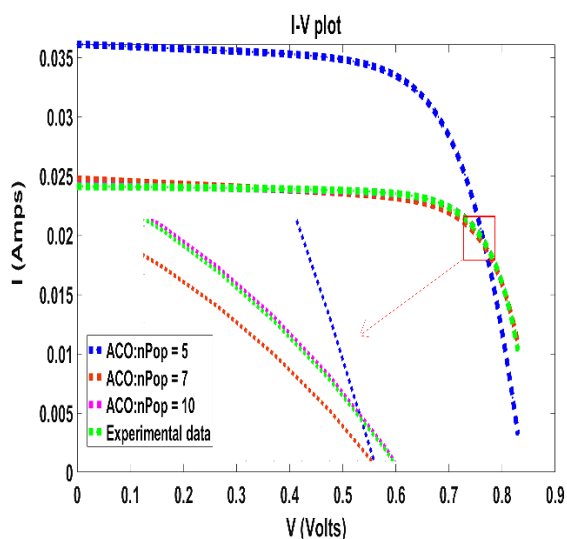
* نمودار RMSE – Iteration

شکل ۹، مقدار RMSE را در هر دوره تکرار نشان می‌دهد که از شکل فوق درمی‌یابیم، با افزایش دوره تکرار، میزان RMSE کاهش می‌یابد و از تکرار ۱۹۰ام به بعد به یک پایداری و ثبات در جواب می‌رسد و تغییرات بسیار جزئی دارد. همچنین افزایش دوره تکرار بیشتر از ۲۰۰، تأثیر بسیار ناچیزی در حدود $\pm 1 \times 10^{-5}$ در نتایج بهینه‌سازی خواهد داشت.

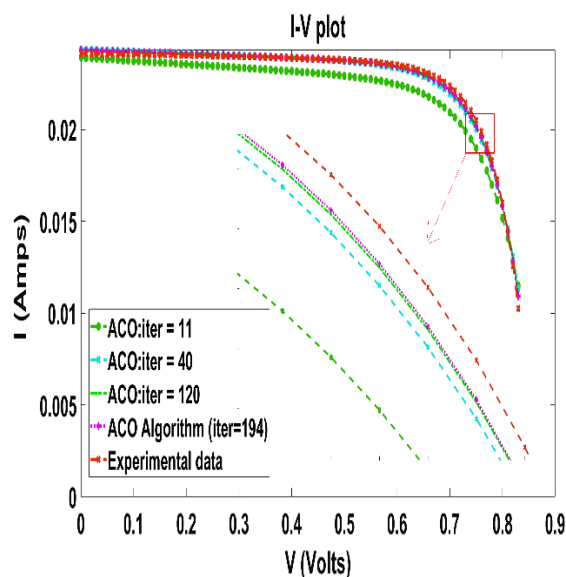
۳-۴. اثر برخی از مؤلفه‌های الگوریتم بر نتایج بهینه‌سازی

* اثر افزایش دوره تکرار

دوره تکرار یکی از عوامل تأثیرگذار بر نتایج حاصل از الگوریتم است. طبق شکل‌های ۹ و ۱۱ تا زمانی که الگوریتم مورد نظر به پایداری و ثبات در نتایج نرسیده باشد، با افزایش دوره تکرار، دقت و تطابق نتایج و نمودارهای خروجی با مقادیر و نمودارهای آزمایشگاهی افزایش پیدا می‌کند و مقدار RMSE بهبود می‌یابد؛ اما پس از رسیدن به پایداری افزایش دوره تکرار تأثیری بر مقدار RMSE نخواهد داشت.



شکل ۱۲. مقایسه نمودارهای I-V جمعیت‌های مختلف با یکدیگر و نمودار آزمایشگاهی سلول



شکل ۱۱. مقایسه نمودارهای I-V دوره تکرارهای مختلف با یکدیگر و نمودار آزمایشگاهی سلول

جدول ۵. نتایج و محدوده‌های ۷ پارامتر مجهول با ۱۱ مورچه

جریان فتوولتائیک (A)	۰/۰۲۴۲۸
جریان اشباع معکوس (μA)	$۴/۶۰۴۴ \times 10^{-۳}$
مقاومت موازی (Ω)	۹۹۹/۹۹۹۸
مقاومت سری (Ω)	$۲/۲۴۹۹ \times 10^{-۲}$
ضریب ایده آل دیود	۲/۱۱۸۹
شماره دوره تکرار مطلوب	۲۰۰
شماره مورچه مطلوب	۶
تعداد کل جمعیت	۱۱
تعداد کل دوره تکرار	۲۰۰
RMSE	$۷/۰۱۹ \times 10^{-۵}$
زمان	۱۹۳/۲۱۳

* اثر افزایش جمعیت

یکی دیگر از عواملی که بر نتایج ما تأثیر می‌گذارد، میزان جمعیتی است که در بهینه‌سازی شرکت می‌کند. طبق الگوریتم ACO، هر مورچه در مسیری که انتخاب کرده و عبور می‌کند، ماده‌ای به نام فرومون تولید می‌کند. هر مسیری که مقدار فرومون بیشتری داشته باشد، مسیر کوتاه‌تری است و مورچه‌های بیشتری از آن مسیر عبور می‌کنند؛ بنابراین هرچه تعداد مورچه‌های بیشتری در بهینه‌سازی شرکت کنند، نتایج درست و دقیق‌تری به دست می‌آید و نمودارهای حاصله بیشترین تطابق را با موارد آزمایشگاهی سلول دارد. شکل ۱۲،

ELPSO[۴۴]	۱۰۰/۹۹۱	۷/۷۳۰۱ × ^۴ -۱۰
HFAPS[۴۵]	۵۰۰۰/۵۰	۹/۸۶۰۲ × ^۴ -۱۰
MLBSA[۴۶]	۵۰۰۰۰/۵۰	۹/۸۶۰۲ × ^۴ -۱۰
TVACPS ^{۴۷} O[۱۰۰/۱۰۰۰	۷/۷۳۰۱ × ^۴ -۱۰
COA[۱۱]	۱۰۰۰/۵ هایی با ۲۰ coyote در هر گروه	۷/۷۵۴۷ × ^۴ -۱۰
TGA[۲۹]	۵۰۰/۵۰۰	۹/۷۵۰۵۳ × ^۴ -۱۰
EHHO[۴۸]	۲۰۰۰/۳۰	۹/۸۶۰۲ × ^۴ -۱۰
ABS0[۴۹]	۵۰۰۰/۳۰	۹/۹۱۲۴ × ^۴ -۱۰
HPSOSA[۳۱]	۱۰۰/۵۰۰	۷/۷۳۰۱ × ^۴ -۱۰
GWOCs[۵۰]	۵۰۰/۳۰	۹/۸۶۰۷ × ^۴ -۱۰
LCROA[۲۴]	۱۰۰۰/۱۰	۷/۴۹۰۰۶۹ × ^۴ -۱۰
ELBA[۵۱]	۵۰۰۰۰/۲۰	۹/۸۶۰۲۱۹ × ^۴ -۱۰

۴-۵. بررسی پراکندگی RMSE و Time در ۳۰ بار اجرا

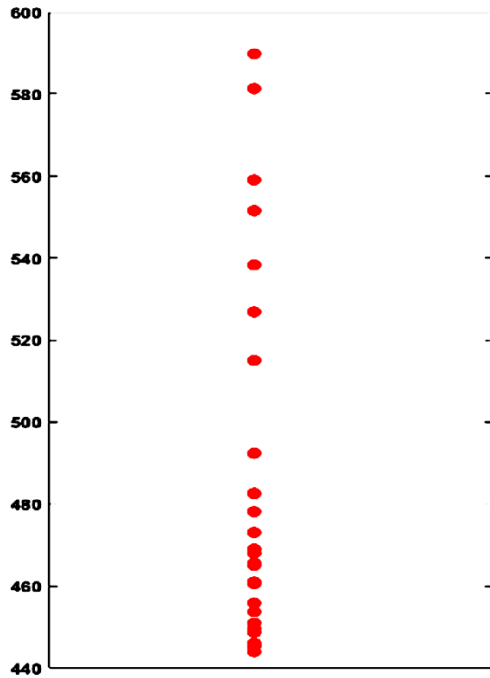
از شکل ۱۳ و جدول ۷، می توان دریافت که بیشتر مقادیر RMSE در ۳۰ بار اجرای برنامه تقریباً در محدوده

۴-۴. مقایسه نتایج با سایر الگوریتم‌ها

همان‌طور که در جدول ۶ مشاهده می شود، نتایج الگوریتم ACO خیلی بهتر از سایر الگوریتم‌ها در مدل تک دیودی است و می توان آن را به عنوان الگوریتمی کارآمد و دقیق در مدل سازی و شبیه سازی‌ها به کار برد.

جدول ۶. مقایسه RMSE الگوریتم‌ها با یکدیگر

نام الگوریتم	دوره تکرار/ جمعیت	RMSE
ACO	۲۰۰/۳۰	۵/۲۲۱۷ × ^۵ -۱۰
ABC [۳۹]	۱۰۰۰۰/۱۵۰	۹/۸۶۲ × ^۴ -۱۰
EPSO[۲۸]	۲۰۰/۳۰	۸/۰۶۲۱ × ^۴ -۱۰
FC-۲۸] EPSO1[۲۰۰/۳۰	۷/۷۳۰۱ × ^۴ -۱۰
FC-۲۸] EPSO2[۲۰۰/۳۰	۷/۷۳۳۹ × ^۴ -۱۰
FC-۲۸] EPSO3[۲۰۰/۳۰	۷/۷۳۰۹ × ^۴ -۱۰
PGJAYA[۴۰]	۵۰۰۰۰/۲۰	۹/۸۶۰۲ × ^۴ -۱۰
CWOA[۴۱]	۱۰۰۰۰/۱۵۰	۹/۹۸۶۷۸ × ^۴ -۱۰
GOPANM [۴۲]	۱۰۰۰۰/۱۰	۹/۸۶۰۲ × ^۴ -۱۰
SATLBO [۴۳]	۵۰۰۰۰/۴۰	۹/۸۶۰۲ × ^۴ -۱۰



شکل ۱۴. میزان پراکندگی Time در مدل تک دیودی

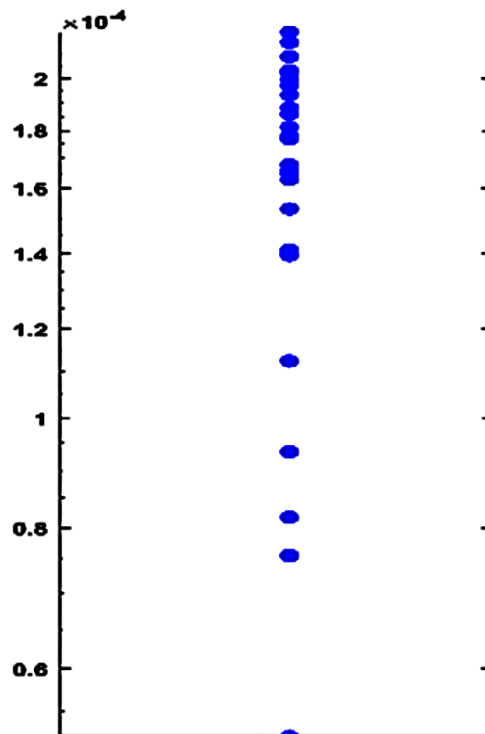
$10^{-4} \times 1/6$ تا $10^{-4} \times 2/2$ قرار دارد و حدود ۴ اجرا در محدوده 10^{-5} است. این محدوده‌های RMSE در قیاس با سایر الگوریتم‌ها برتری قابل توجهی دارد. همچنین شکل ۱۴ نشان‌دهنده این است که مدت زمانی که یک اجرا طول می‌کشد، اکثراً در حدود ۴۴۰-۴۸۰ ثانیه است.

جدول ۷. محدوده RMSE در الگوریتم ACO مدل تک دیودی

نوع مدار معادل	کمترین مقدار RMSE	بیشترین مقدار RMSE	متوسط مقدار RMSE
تک دیودی	۵/۲۲۱۷	۲/۱۹۹	۱/۶۰۶۸
	$\times 10^{-5}$	$\times 10^{-4}$	$\times 10^{-4}$

۶. نتیجه‌گیری

بویه‌های شناور نقشی حیاتی و مهم در ناوبری اقیانوس‌ها و دریاها دارند و اطلاعات مهمی را به شناورها و مرکز کنترل خود مخابره می‌کنند. این بویه‌ها برای اندازه‌گیری و ارسال اطلاعات نیاز به یک منبع تغذیه دارند تا حسگرها، واحد پردازش، آنتن‌های مخابراتی و چراغ‌های هشدار و... شروع به فعالیت کنند. از آنجا که این بویه‌ها به مدت طولانی در سطح آب‌ها قرار دارند و دسترسی به کابل‌های برق فراهم نیست باید از یک منبع انرژی سیار و تمام نشدنی استفاده کنند که پنل‌های خورشیدی یکی از بهترین گزینه‌ها برای بویه‌های شناور است. عملکرد سلول‌های فتوولتائیک تابع موارد بسیاری است که یکی از آن‌ها تغییرات دمایی است و چون در سطح دریاها و آب‌ها پدیده تبخیر سطحی را داریم، این پدیده بر ماژول‌ها و قاب‌های سلول خورشیدی اثر گذاشته و دمای آن را کاهش می‌دهد و در نتیجه عملکرد و بازدهی پنل کاهش می‌یابد؛ بنابراین مدل‌سازی و شبیه‌سازی سلول‌ها قبل از تعبیه بر بویه‌های شناور اهمیت و ضرورت بالایی دارد. استفاده از مدار معادل‌های دیودی یکی از رایج‌ترین روش‌های مدل‌سازی است و همان‌طور که در مقاله عنوان شد با به‌کارگیری مدل تک دیودی و الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان (ACO)



شکل ۱۳. میزان پراکندگی RMSE در مدل تک دیودی

- [7] Nayak PK, Mahesh S, Snaith HJ, Cahen D. Photovoltaic solar cell technologies: analysing the state of the art. *Nature Reviews Materials*. 2019;4(4):269-85.
- [8] El Chaar L, lamont LA, El Zein N. Review of photovoltaic technologies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2011;15(5):2165-75.
- [9] Bahrami A, Mohammadnejad S, Soleimaninezhad S. Photovoltaic cells technology: principles and recent developments. *Optical and Quantum Electronics*. 2013;45(2):161-97.
- [10] Khursheed Mu-N, Khan MFN, Ali G, Khan AK, editors. A Review of Estimating Solar Photovoltaic Cell Parameters. 2019 2nd International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET); 2019 30-31 Jan. 2019.
- [11] Diab AAZ, Sultan HM, Do TD, Kamel OM, Mossa MA. Coyote Optimization Algorithm for Parameters Estimation of Various Models of Solar Cells and PV Modules. *IEEE Access*. 2020;8:111102-40.
- [12] Dittrich T. Basic Characteristics and Characterization of Solar Cells. *Materials Concepts for Solar Cells: WORLD SCIENTIFIC (EUROPE)*; 2017. p. 3-43.
- [13] Jordehi AR. Parameter estimation of solar photovoltaic (PV) cells: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2016;61:354-71.
- [14] Lin X, Wu Y. Parameters identification of photovoltaic models using niche-based particle swarm optimization in parallel computing architecture. *Energy*. 2020;196:117054.
- [15] Chen X, Xu B, Mei C, Ding Y, Li K. Teaching-learning-based artificial bee colony for solar photovoltaic parameter estimation. *Applied Energy*. 2018;212:1578-88.
- [16] AlHajri MF, El-Naggar KM, AlRashidi MR, Al-Othman AK. Optimal extraction of solar cell parameters using pattern search. *Renewable Energy*. 2012;44:238-45.
- [17] Dorigo M, Birattari M, Stutzle T. Ant colony optimization. *IEEE Computational Intelligence Magazine*. 2006;1(4):28-39.
- [18] Dorigo M, Blum C. Ant colony optimization theory: A survey. *Theoretical Computer Science*. 2005;344(2):243-78.
- توانستیم به نتایج بسیار دقیق و مطلوبی دست یابیم به طوری که RMSE پس از ۳۰ اجرا مقدار 10^{-5} در $5/2217 \times 10$ ثانیه به ازای هر دور تکرار به دست آمد. این مدل سازی و نتایج حاصله بیشترین تطابق موجود را با رفتارها و نمودارهای سلول واقعی داشته است. طبق بررسی های انجام شده الگوریتم کلونی مورچگان که در این مقاله استفاده شد در مقایسه با اغلب الگوریتم ها برتری و دقت بالاتری دارد که می توان به عنوان یکی از کارآمدترین الگوریتم ها در مدل سازی پنل های خورشیدی به کاررفته در بویه های شناور از آن بهره برد.

سپاسگزاری

نویسندگان مقاله از حمایت های مادی و معنوی دانشگاه مازندران که در تهیه این مقاله تسهیلات و امکانات پردازشی در اختیار قرار داده است قدردانی می نمایند.

مراجع

- [1] Guo S, Zheng Y, Gan L, editors. The Design and Application of Intelligent Buoys in Polar Water 2018 2018/05: Atlantis Press.
- [2] Rozali R, Mohd Yusop MY, Mohd Dahalan W, Yahaya A, Mohamid Salih N, Yaakop S. Floating Buoy Technology for Reseach Purposes. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*. 2019;8:5514.
- [3] Smyth TJ, Fishwick JR, Gallienne CP, Stephens JA, Bale AJ. Technology, Design, and Operation of an Autonomous Buoy System in the Western English Channel. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*. 2010;27(12):2056-64.
- [4] Falleni S, Unal D, Neerman A, Enhos K, Demirors E, Basagni S, et al., editors. Design, Development, and Testing of a Smart Buoy for Underwater Testbeds in Shallow Waters. *Global Oceans 2020: Singapore – US Gulf Coast*; 2020 5-30 Oct. 2020.
- [5] Kannan N, Vakeesan D. Solar energy for future world: - A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2016;62:1092-105.
- [6] Chen J, Li Y, Zhang X, Ma Y. Simulation and Design of Solar Power System for Ocean Buoy. *Journal of Physics: Conference Series*. 2018;1061:012018.

- [30] Bai J, Liu S, Hao Y, Zhang Z, Jiang M, Zhang Y. Development of a new compound method to extract the five parameters of PV modules. *Energy Conversion and Management*. 2014;79:294–303.
- [31] Mughal M, Ma Q, Xiao C. Photovoltaic Cell Parameter Estimation Using Hybrid Particle Swarm Optimization and Simulated Annealing. *Energies*. 2017;10:1213.
- [32] Nazerian V, Babaei S, editors. Optimization of Exponential Double-Diode Model for Photovoltaic Solar Cells Using GA-PSO Algorithm. *Fundamental Research in Electrical Engineering*; 2019 2019//; Singapore: Springer Singapore.
- [33] Dorigo M, Bonabeau E, Theraulaz G. Ant algorithms and stigmergy. *Future Generation Computer Systems*. 2000;16(8):851-71.
- [34] Mirjalili S. Ant Colony Optimisation. In: Mirjalili S, editor. *Evolutionary Algorithms and Neural Networks: Theory and Applications*. Cham: Springer International Publishing; 2019. p. 33-42.
- [35] Dorigo M, Caro GD, editors. Ant colony optimization: a new meta-heuristic. *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99 (Cat No 99TH8406)*; 1999 6-9 July 1999.
- [36] Dorigo M, Stützle T. The Ant Colony Optimization Metaheuristic: Algorithms, Applications, and Advances. In: Glover F, Kochenberger GA, editors. *Handbook of Metaheuristics*. Boston, MA: Springer US; 2003. p. 250-85.
- [37] Maniezzo V, Carbonaro A. Ant Colony Optimization: An Overview. In: Ribeiro CC, Hansen P, editors. *Essays and Surveys in Metaheuristics*. Boston, MA: Springer US; 2002. p. 469-92.
- [38] Romeo A, Artagiani E. CdTe-Based Thin Film Solar Cells: Past, Present and Future. *Energies*. 2021;14.
- [39] Oliva D, Cuevas E, Pajares G. Parameter identification of solar cells using artificial bee colony optimization. *Energy*. 2014;72:93-102.
- [40] Yu K, Qu B, Yue C, Ge S, Chen X, Liang J. A performance-guided JAYA algorithm for parameters identification of photovoltaic cell and module. *Applied Energy*. 2019;237:241-57.
- [19] Blum C. Ant colony optimization: Introduction and recent trends. *Physics of Life Reviews*. 2005;2(4):353-73.
- [20] Dorigo M, Stützle T. *Ant Colony Optimization: The MIT Press*; 2004. Available from: <https://doi.org/10.7551/mitpress/1290.001.0001>.
- [21] Wilson D, editor *The Chesapeake Bay Interpretive Buoy System: Recent expansion and advances*. OCEANS 2009; 2009 26-29 Oct. 2009.
- [22] Li L, Xiong G, Yuan X, Zhang J, Chen J. Parameter Extraction of Photovoltaic Models Using a Dynamic Self-Adaptive and Mutual-Comparison Teaching-Learning-Based Optimization. *IEEE Access*. 2021;9:52425-41.
- [23] Ma J, Man KL, Ting TO, Zhang N, Guan S-U, Wong PWH. Approximate Single-Diode Photovoltaic Model for Efficient I- V Characteristics Estimation. *The Scientific World Journal*. 2013;2013:230471.
- [24] Lekouaghet B, Boukabou A, Boubakir C. Estimation of the photovoltaic cells/modules parameters using an improved Rao-based chaotic optimization technique. *Energy Conversion and Management*. 2021;229:113722.
- [25] Chin VJ, Salam Z, Ishaque K. Cell modelling and model parameters estimation techniques for photovoltaic simulator application: A review. *Applied Energy*. 2015;154:500-19.
- [26] Abd Elaziz M, Oliva D. Parameter estimation of solar cells diode models by an improved opposition-based whale optimization algorithm. *Energy Conversion and Management*. 2018;171:1843-59.
- [27] Hamid NFA, Rahim NA, Selvaraj J, editors. Solar cell parameters extraction using particle swarm optimization algorithm. 2013 IEEE Conference on Clean Energy and Technology (CEAT); 2013 18-20 Nov. 2013.
- [28] Yousri D, Thanikanti SB, Allam D, Ramachandaramurthy VK, Eteiba MB. Fractional chaotic ensemble particle swarm optimizer for identifying the single, double, and three diode photovoltaic models' parameters. *Energy*. 2020;195:116979.
- [29] Diab AAZ, Sultan HM, Aljendy R, Al-Sumaiti AS, Shoyama M, Ali ZM. Tree Growth Based Optimization Algorithm for Parameter Extraction of Different Models of Photovoltaic Cells and Modules. *IEEE Access*. 2020;8:119668-87.

Energy Conversion and Management. 2020;221:113114

پی نوشت

1. Monocrystalline
 2. Polycrystalline
 3. Ant Colony Optimization
 4. Pheromone
 5. Photovoltaic
 6. Current - Voltage
 7. Power -Voltage
 8. Single Diode Model (SDM)
 9. Boltzmann constant
 10. Photo generated Current Source
 11. Series Resistance
 12. Parallel Resistance
 13. Root Mean Square Error
 14. Short-Circuit Current
 15. Open-Circuit Voltage
 16. Fill Factor
 17. Maximum Power Current
 18. Maximum Power Voltage
 19. Pseudo code
 20. Construct Ant Solution
 21. Local Search
 22. Pheromone Update
 23. Cadmium telluride (CdTe)
 24. Population
 25. Iteratio
- [41] Oliva D, Abd El Aziz M, Ella Hassanien A. Parameter estimation of photovoltaic cells using an improved chaotic whale optimization algorithm. *Applied Energy*. 2017;200:141-54.
- [42] Xu S, Wang Y. Parameter estimation of photovoltaic modules using a hybrid flower pollination algorithm. *Energy Conversion and Management*. 2017;144:53-68.
- [43] Yu K, Chen X, Wang X, Wang Z. Parameters identification of photovoltaic models using self-adaptive teaching-learning-based optimization. *Energy Conversion and Management*. 2017;145:233-46.
- [44] Rezaee Jordehi A. Enhanced leader particle swarm optimisation (ELPSO): An efficient algorithm for parameter estimation of photovoltaic (PV) cells and modules. *Solar Energy*. 2018;159:78-87.
- [45] Beigi AM, Maroosi A. Parameter identification for solar cells and module using a Hybrid Firefly and Pattern Search Algorithms. *Solar Energy*. 2018;171:435-46.
- [46] Yu K, Liang JJ, Qu BY, Cheng Z, Wang H. Multiple learning backtracking search algorithm for estimating parameters of photovoltaic models. *Applied Energy*. 2018;226:408-22.
- [47] Jordehi AR. Time varying acceleration coefficients particle swarm optimisation (TVACPSO): A new optimisation algorithm for estimating parameters of PV cells and modules. *Energy Conversion and Management*. 2016;129:262-74.
- [48] Jiao S, Chong G, Huang C, Hu H, Wang M, Heidari AA, Chen H, Zhao X. Orthogonally adapted Harris hawks optimization for parameter estimation of photovoltaic models. *Energy*. 2020;203:117804.
- [49] Askarzadeh A, Rezazadeh A. Artificial bee swarm optimization algorithm for parameters identification of solar cell models. *Applied Energy*. 2013;102:943-49.
- [50] Long W, Cai S, Jiao J, Xu M, Wu T. A new hybrid algorithm based on grey wolf optimizer and cuckoo search for parameter extraction of solar photovoltaic models. *Energy Conversion and Management*. 2020;203:112243.
- [51] Deotti LMP, Pereira JLR, Silva Júnior ICd. Parameter extraction of photovoltaic models using an enhanced Lévy flight bat algorithm.