تخمین پارامترهای مدل تک دیودی و دو دیودی سلول‌های خورشیدی با روش بهینه‌سازی علف هرز مهاجم مبتنی بر تخمین توزیع

رمضانعلی نقی‌زاده[1]

۱- استادیار، گروه مهندسی برق- دانشگاه صنعتی همدان- همدان- ایران

naghizadeh@hut.ac.ir

چکیده: **تخمین پارامترهای مدل سلول خورشیدی بر اساس مشخصه‌های اندازه‌گیری شده به دلیل ماهیت غیرخطی ناشی از وجود دیود و مشخصه نمایی آن در مدار معادل امری دشوار است. وجود دو دیود در مدار معادل دونمایی نیز بر دشواری کار می‌افزاید. بر این اساس در این مقاله روش ترکیبی مبتنی بر مشخصه جستجوگری الگوریتم علف هرز مهاجم، مدل‌های احتمالاتی تخمین توزیع و بهره‌گیری از خاصیت پراکندگی توزیع ترکیبی گوس-کوشی برای تخمین پارامترهای مدار معادل تک دیودی و دو دیودی سلول خورشیدی بر اساس یک مسئله بهینه‌سازی ارائه شده است. تابع هدف مورد نظر بر اساس مجذور میانگین مربعات خطا بین منحنی جریان - ولتاژ به دست آمده از مدل و منحنی واقعی اندازه‌گیری شده تعریف شده است. روش مورد نظر برای تخمین پارامترهای یک سلول خورشیدی واقعی بر اساس مشخصه اندازه‌گیری شده پیاده‌سازی و با ۸ روش بهینه‌سازی دیگر مقایسه شده است. مقایسه آماری توابع هدف بهینه ناشی از اختلاف منحنی ولتاژ جریان به دست آمده از مدل مداری بهینه شده و اندازه‌گیری نشان‌دهنده عملکرد بسیار خوب روش استفاده شده در مقایسه با سایر روش‌ها می‌باشد.**

واژه‌های کلیدی: **تخمین پارامتر، سلول فتوولتائیک، بهینه‌سازی علف هرز مهاجم، تخمین توزیع**

نوع مقاله: **پژوهشی**

DOI: 10.29252/jiaeee.18.4.147

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۸/۰۵/۲۹

تاریخ پذیرش مشروط مقاله: ۱۳۹۹/۰۱/۲۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۳/۲۴

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر رمضانعلی نقی‌زاده

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران – همدان – بلوار شهید فهمیده – خیابان مردم – دانشگاه صنعتی همدان

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-10-06]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1400.18.4.10.5]

[DOI: 10.52547/jiaeee.18.4.137]

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol.18 No.4 Winter 2021

۱- مقدمه

با توجه به مسائل زیست‌محیطی و تغییرات آب و هوایی، بحران انرژی و مسائل امنیتی و سیاسی و فراهم نمودن انرژی در مناطق دور افتاده، استفاده از منابع انرژی تجدید پذیر روز به روز در حال افزایش است [۱]. در بین منابع تجدید پذیر، سهم انرژی خورشیدی و به خصوص نوع فتوولتائیک به دلیل در دسترس بودن آن در تمام مناطق، هزینه سرویس و نگهداری پایین، عدم ایجاد آلودگی صوتی و سازگاری بسیار خوب با محیط‌زیست روز به روز در حال افزایش است و ظرفیت جهانی نصب شده این فناوری در سال ۲۰۱۸ از مرز GW ۵۰۰ فراتر رفته و در مقایسه با ۱۰ سال قبل از آن ۲۲ برابر شده است [۲]. ظرفیت نیروگاه‌های فتوولتائیک نصب شده در ایران نیز تاکنون به بیش از MW ۲۰۸ رسیده و این نوع نیروگاه بیشترین سهم ظرفیت نصب شده در بین نیروگاه‌های تجدید پذیر غیرآبی در کشور را دارد [۳].

مدل‌سازی و شبیه‌سازی رفتار اجزای سیستم فتوولتائیک ازجمله سلول‌های خورشیدی در مرحله طراحی و یا تحلیل سیستم‌های فتوولتائیک ضروری است. به طور کلی شبیه‌سازی سیستم‌های فتوولتائیک شامل دو مرحله مدل‌سازی ریاضی و فرمولاسیون و در ادامه تخمین پارامترهای مدل است. برای مدل‌سازی سلول‌های خورشیدی معمولاً از مدل تک دیودی [۴] و یا مدل دو دیودی [۵] استفاده می‌شود.

پس از انتخاب مدل مورد نظر، برای به دست آوردن پارامترهای لازم باید از مشخصه سلول‌ها یا پنل‌های خورشیدی که توسط سازندگان در کاتالوگ آن‌ها ارائه می‌شود استفاده نمود. مشخصه اساسی مورداستفاده جهت تخمین پارامترهای مدل سلول‌های خورشیدی، منحنی جریان – ولتاژ یا I-V آن‌ها است که به صورت عملی و با اندازه‌گیری در آزمایشگاه و تحت شرایط معین به دست می‌آید. در مدل‌های تک دیودی و دو دیودی به ترتیب ۵ و ۷ پارامتر مجهول وجود دارد که باید تا حد امکان با دقت بالا تخمین زده شوند. چرا که خطای مدل‌سازی در یک سلول به دلیل تعداد بسیار زیاد آن‌ها در یک سیستم فتوولتائیک و به خصوص در نیروگاه‌های ظرفیت بالا منجر به خطای قابل‌توجهی در مدل‌سازی کل سیستم خواهد شد. بر همین اساس، یکی از چالش‌های اساسی در مدل‌سازی سلول‌های خورشیدی، تخمین دقیق و مناسب پارامترهای مدار معادل آن است.

روش‌های فعلی مورد استفاده برای تخمین این پارامترها به دو دسته روش‌های تحلیلی و روش‌های عددی تقسیم‌بندی می‌شوند. در روش‌های تحلیلی عموماً از اطلاعات مندرج در کاتالوگ محصولات مانند ولتاژ مدار باز، جریان اتصال کوتاه، ولتاژ نقطه حداکثر توان و جریان نقطه حداکثر توان برای استحصال مشخصه I-V استفاده می‌شود [۴]، [۶] و [۷]. پیاده‌سازی این روش‌ها ساده‌تر است اما دقت آن‌ها به نقاط اولیه انتخاب شده در الگوریتم بستگی زیادی داشته و در برخی موارد به جواب مناسبی همگرا نمی‌شوند.

به منظور غلبه بر مشکلات روش‌های تحلیلی، محققین از روش‌های عددی استفاده می‌کنند که از تمام نقاط اندازه‌گیری شده در منحنی I-V در آن‌ها استفاده می‌شود و بر این اساس، پاسخ به دست آمده قابل‌اطمینان و معتبر خواهد بود. روش‌های عددی خود شامل دو شیوه قطعی و فرا تکاملی است. در شیوه قطعی از روش‌های کلاسیک بهینه‌سازی مانند برازش منحنی تکراری [۸]، روش نیوتون رافسون [۹] و یا توابع W لامبرت [۱۰] استفاده می‌شود. استفاده از رویکرد قطعی در مسائل بهینه‌سازی محدودیت‌هایی ازجمله مشتق‌پذیری و تحدب تابع هدف را به همره دارد. از این گذشته، اشکال دیگر این روش‌ها حساسیت بالا با مقادیر اولیه و به دام افتادن در پاسخ‌های بهینه محلی است.

در چند دهه گذشته، استفاده از روش‌های فرا تکاملی در کاربردها و مسائل مهندسی در بین محققین رواج بسیاری پیدا کرده است. از الگوریتم‌های فراتکاملی (MHA[۱]) در تخمین پارامترهای مدار معادل سلول‌های خورشیدی نیز استفاده شده است [۱۱]. بیشتر روش‌های مبتنی بر MHA احتمالی و مبتنی بر جمعیت بوده و از رفتارهای طبیعت الگو می‌گیرند. در این روش‌ها نیازی به برقراری شرط تحدب، پیوستگی و مشتق‌پذیری توابع هدف ندارند [۱۲] و لذا این روش‌ها کاربردهای متنوعی در حل مسائل مهندسی ازجمله تخمین پارامترهای سلول‌های خورشیدی پیدا کرده‌اند. به عنوان مثال الگوریتم ژنتیک (GA[۲]) [۱۳]، بهینه‌سازی اجتماع ذرات (PSO[۳]) [۱۴] تکامل تفاضلی (DE[۴]) [۱۵] تبرید شبیه‌سازی شده (SA[۵]) [۱۶]جستجوی هارمونی (HS[۶]) [۱۷]، بهینه‌سازی مبتنی بر تدریس و یادگیری (TLBO[۷]) [۱۸] کلونی زنبور مصنوعی (ABC[۸]) [۱۹]، جستجوی فاخته (CS[۹]) [۲۰]، الگوریتم بهینه‌سازی شاه مورچه [۲۱] و بهینه‌سازی مبتنی بر جغرافیای زیستی (BBO[۱۰]) [۲۲] و بعضاً ترکیبی از الگوریتم‌های فوق مانند [۲۳] برای حل این مسئله استفاده شده‌اند. چالش‌های اصلی مسئله تخمین پارامترهای سلول‌های خورشیدی، شناسایی و انتخاب و یا ارائه یک الگوریتم بهینه‌سازی با قابلیت جستجوی بالا و حصول اطمینان از جاروب کردن مناسب فضای جستجوی مسئله جهت اجتناب از بهینه‌های محلی و دستیابی به دقت بیشتر است.

در این مقاله یک روش جدید ترکیبی بر اساس ادغام روش بهینه‌سازی علف هرز مهاجم و مدل‌سازی تخمین توزیع ترکیبی برای تخمین مدل سلول‌های خورشیدی استفاده شده است. این روش با ترکیب قابلیت جستجوی بالای الگوریتم مبنای علف هرز مهاجم (IWO[۱۱])، مدل‌های احتمالاتی تخمین توزیع (EDA[۱۲]) و بهره‌گیری از خاصیت توابع توزیع ترکیبی گوس-کوشی با پراکندگی بالا عملکرد بسیار خوبی در حل مسئله مورد نظر ارائه می‌دهد. در این تحقیق، تخمین پارامتر بر اساس منحنی اندازه‌گیری شده یک سلول خورشیدی برای هر دو حالت مدل تک دیودی و دو دیودی با روش جدید IWO-EDA پیاده‌سازی شده و نتایج آن با الگوریتم‌های PSO، DE، SA، HS، TLBO، ABC، CS و BBO که برای همان سلول و در شرایط یکسان اعمال گردیده و

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-10-06]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1400.18.4.10.5]
[DOI: 10.52547/jiaeee.18.4.137]

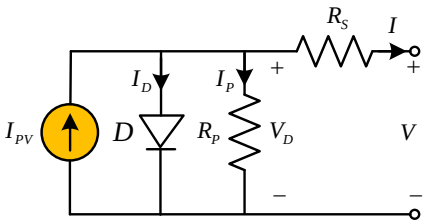
به صورت آماری و تحت شرایط یکسان مقایسه شده است. مقایسه آماری همراه با بررسی نمودارهی همگرایی در شرایط یکسان نشان‌دهنده عملکرد بهتر و قابل‌اطمینان‌تر روش مورد استفاده و نیز اثبات لزوم استفاده از روش‌های دقیق‌تر و قابل اطمینان‌تر در حل مسئله تخمین پارامترهای مدل سلول‌های خورشیدی است.

۲- مدار معادل سلول‌های خورشیدی و فرمول‌بندی مسئله

پنل‌های خورشیدی از سری شدن چندین سلول خورشیدی ایجاد می‌شوند. برای درک رفتار و مدل‌سازی پنل‌های خورشیدی باید مدل سلول‌های خورشیدی را بررسی نمود. در ادامه، مبانی مدل‌های تک دیودی و دو دیودی سلول‌های خورشیدی ارائه می‌گردد.

۲-۱- مدل تک دیودی

همان‌گونه که در مقدمه اشاره گردید، دو نوع مدل تک دیودی و دو دیودی برای سلول‌های خورشیدی استفاده می‌شود. مدل تک دیودی به دلیل سادگی و دقت مناسب بسیار مورد استفاده قرار گرفته است. مدار معادل مدل تک دیودی در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل (۱): مدل مدار معادل تک دیودی سلول خورشیدی

بر اساس این مدار معادل، جریان خروجی با رابطه زیر بیان می‌گردد:

$$I = I_{PV} - I_D - I_P \qquad (۱)$$

که در آن I جریان خروجی سلول، I_{PV} جریان نوری، I_D جریان دیود و I_P جریان نشتی موازی است. در این رابطه I_{PV} جزء پارامترهایی است که باید تعیین شوند. جریان دیود یا I_D بر اساس رابطه زیر به دست می‌آید که به رابطه شاتکی موسوم است:

$$I_D = I_{sD}\left[e^{\left(\frac{V_D}{\alpha V_t}\right)} - 1\right] \qquad (۲)$$

که در آن I_{sD} جریان اشباع دیود، V_D ولتاژ دو سر دیود، α ضریب ایده‌آلی یا ضریب کیفیت دیود و V_t ولتاژ حرارتی است. ولتاژ دو سر دیود که همان ولتاژ دو سر مقاومت موازی R_P نیز هست با رابطه زیر بیان می‌شود:

$$V_D = V + R_S I \qquad (۳)$$

که در آن R_S مقاومت سری است. برای محاسبه ولتاژ حرارتی در رابطه (۲) باید از فرمول زیر استفاده نمود:

$$V_t = \frac{kT}{q} \qquad (۴)$$

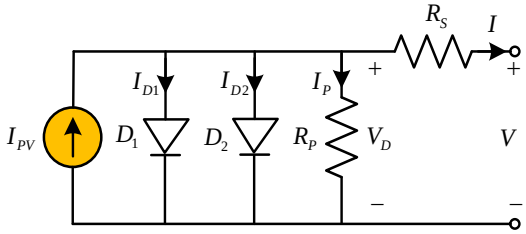
که در آن k ثابت بولتزمان و برابر $1/380653\times10^{-23}$ J/K، T دمای اتصال برحسب کلوین (K) و q مقدار مطلق بار یک الکترون (C $1/60217646\times10^{-19}$) است. در نهایت با ترکیب روابط (۱) تا (۳) و محاسبه جریان I_P از تقسیم ولتاژ V_D در رابط (۳) بر مقاومت R_P، مشخصه I-V سلول خورشیدی در مدار معادل تک دیودی با رابطه ضمنی زیر بیان می‌گردد:

$$I = I_{PV} - I_{sD}\left(e^{\left(\frac{V+R_S I}{\alpha V_t}\right)} - 1\right) - \frac{V + R_S I}{R_P} \qquad (۵)$$

در رابطه فوق پنج پارامتر (شامل I_{PV}، I_{sD}، R_S، R_P و α) باید از روی منحنی I-V سلول خورشیدی تعیین شوند تا بتوان از مدل در شبیه‌سازی‌ها و تحلیل‌ها استفاده نمود.

۲-۲- مدل دو دیودی

در مدل تک دیودی از اثر جریان تلف شده ناشی از ترکیب مجدد در ناحیه تخلیه صرف‌نظر شده است. در نظر گرفتن این تلف جریان به خصوص در ولتاژهای پایین منجر به مدل دقیق‌تری می‌گردد که به آن مدل دو دیودی می‌گویند [۲۴] (شکل (۲)).



شکل (۲): مدل مدار معادل دو دیودی سلول خورشیدی

مشابه فرآیندی که برای به دست آوردن رابطه (۵) طی شد، معادله ضمنی مشخصه I-V مدل دو دیودی به صورت زیر به دست می‌آید [۲۵]:

$$\begin{aligned} I &= I_{PV} - I_{sD1} - I_{sD2} - I_P \\ &= I_{PV} - I_{sD1}\left(e^{\left(\frac{V+R_S I}{\alpha_1 V_t}\right)} - 1\right) - I_{sD2}\left(e^{\left(\frac{V+R_S I}{\alpha_2 V_t}\right)} - 1\right) \\ &\quad - \frac{V + R_S I}{R_P} \end{aligned} \qquad (۶)$$

اندیس‌های ۱ و ۲ در معادله فوق به ترتیب مربوط به دیودهای D_1 و D_2 در مدار معادل شکل (۲) است. D_1 را دیود دیفیوژن و D_2 را دیود ترکیب مجدد می‌نامند. بر این اساس، I_{sD1} و I_{sD2} به ترتیب جریان‌های اشباع دیفیوژن و ترکیب مجدد و α_1 و α_2 به ترتیب ضرایب ایده‌آلی دیفیوژن و ترکیب مجدد هستند.

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-10-06]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1400.18.4.10.5]
[DOI: 10.52547/jiaeee.18.4.137]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol.18 No.4 Winter 2021

در این مدار معادل هفت پارامتر (شامل I_{PV}، I_{sD1}، I_{sD2}، R_S، R_P، α_1 و α_2) باید تخمین زده شوند. در واقع در این حالت دو پارامتر دیگر نیز به مسئله افزوده شده و وجود یک عبارت نمایی دیگر، پیچیدگی محاسبات را بیشتر می‌کند. ولی با توجه به‌دقت عالی آن به خصوص در شرایط تابش کم، این مدل بسیار مورد استقبال قرار گرفته است.

۳-۲- فرمول‌بندی مسئله

هدف از تخمین پارامتر سلول خورشیدی، کمینه کردن تفاوت بین داده اندازه‌گیری شده و داده به دست آمده از مدلسازی است. نتیجه این کمینه‌سازی (یا بهینه‌سازی) به دست آمدن پارامترهای مجهول در مدار معادل است. تابع هدف مورد نظر همانند بسیاری از مسائل تخمین پارامتر، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE[۳۲]) می‌باشد. بر این اساس، تابع هدف به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$f(\mathbf{x})=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(I_{mdl}(\mathbf{x})-I_{msrd}\right)^2} \qquad (۷)$$

که در آن $I_{mdl}(\mathbf{x})$ و I_{msrd} به ترتیب جریان‌های به دست آمده از مدل (معادلات (۵) یا (۶)) و جریان به دست آمده از اندازه‌گیری و N تعداد زوج نمونه‌های اندازه‌گیری شده ولتاژ - جریان است. بردار $\mathbf{x}$ همان بردار متغیرهای بهینه‌سازی است. در حالت مدل تک دیودی، بردار متغیرهای بهینه‌سازی به شرح زیر است:

$$\mathbf{x}=\left[I_{PV}, I_{sD}, \alpha, R_S, R_P\right] \qquad (۸)$$

در حالت مدل دو دیودی نیز بردار متغیرهای بهینه‌سازی به صورت زیر بیان می‌گردد:

$$\mathbf{x}=\left[I_{PV}, I_{sD1}, I_{sD2}, \alpha_1, \alpha_2, R_S, R_P\right] \qquad (۹)$$

۳- الگوریتم ترکیبی استفاده شده

در این مقاله، ترکیبی از قابلیت بالای جستجوگری الگوریتم علف هرز مهاجم، مدل‌های احتمالاتی تخمین توزیع و خاصیت پراکندگی توزیع ترکیبی گوس-کوشی برای تخمین پارامترهای مدار معادل تک دیودی و دو دیودی سلول خورشیدی بر اساس یک مسئله بهینه‌سازی استفاده شده است. مبانی این روش به همراه جزئیات پیاده‌سازی آن در این بخش ارائه شده است.

۳-۱- بهینه‌سازی علف هرز مهاجم

الگوریتم بهینه‌سازی علف هرز مهاجم (IWO) برای اولین بار در سال ۲۰۰۶ در مرجع [۲۶] معرفی گردیده است. این الگوریتم یک روش فراتکاملی مبتنی بر جمعیت است که گسترش علف‌های هرز در یک کشتزار را شبیه‌سازی می‌کند. مشخصه اصلی علف‌های هرز این است که هر کدام تعدادی علف هرز دیگر در یک ناحیه مشخص در اطراف خود ایجاد می‌کنند. عملکرد IWO را می‌توان به چهار گام شامل مقداردهی اولیه، تولیدمثل، قلمروسازی و حذف رقابتی تقسیم‌بندی نمود که در ادامه شرح داده شده است.

۳-۱-۱- مقداردهی اولیه

همانند بسیاری از الگوریتم‌های فراتکاملی دیگر، در اولین گام و در آغاز بهینه‌سازی IWO، یک جمعیت $\mathbf{P}$ با m علف هرز $\mathbf{P}=\{\mathbf{p}_1,\mathbf{p}_2,...,\mathbf{p}_m\}$ به صورت تصادفی در فضای جستجوی n بعدی $\mathbf{p}_i=\{p_i^1, p_i^2, ..., p_i^n\}$ توزیع می‌شوند ($i\in\{1,...,m\}$). مراحل بعدی در ادامه شرح داده شده است.

۳-۱-۲- تولیدمثل

هر کدام از علف‌های $\mathbf{p}_i$ از جمعیت کل $\mathbf{P}$، گروهی از المان‌های E_i را در ناحیه‌ای مشخص در اطراف خود تولید می‌کنند. تعداد المان‌های E_i تولیدشده توسط $\mathbf{p}_i$ بر اساس بهترین و بدترین مقادیر سزاواری جمعیت تعیین می‌شود. در این شرایط، مقدار المان‌های تولیدشده به دو پارامتر E^{worst} و E^{best} بستگی دارد. پارامتر E^{worst} نشان‌دهنده تعداد المان‌های تولیدشده هر $\mathbf{p}^{\text{worst}}$ با بدترین مقدار سزاواری است. از طرف دیگر، E^{best} نشان‌دهنده تعداد دانه‌های تولیدشده توسط $\mathbf{p}^{\text{best}}$ با بهترین کیفیت برازندگی است. هر کدام از دیگر p_iها تعداد دانه‌های E_i را ایجاد می‌کند که مقدار آن به طور خطی بین E^{worst} و E^{best} بر اساس مقدار برازندگی مربوطه تغییر می‌کند.

۳-۱-۳- قلمروسازی

موقعیت هر المان E_i به صورت تصادفی طبق تابع توزیع گوسی با میانگین صفر و انحراف معیار σ ($N(0,\sigma)$) در اطراف $\mathbf{p}_i$ محاسبه می‌شود. در IWO به هنگام فرآیند تکامل مقدار σ به‌تدریج اصلاح می‌شود تا با افزایش تعداد نسل‌ها، جستجوی المان‌های تولیدشده جدید کاهش یابد. و لذا انحراف معیار σ بر اساس رابطه زیر تنظیم می‌گردد:

$$\sigma(k)=\sigma_{\min}+\left(\frac{k_{\max}-k}{k_{\max}}\right)^{\gamma}\left(\sigma_{\max}-\sigma_{\min}\right) \qquad (۱۰)$$

که در آن σ_{min} و σ_{max} به ترتیب انحراف معیار حداکثری و حداقلی هستند که کران بالا و پایین جستجوی اکتشافی الگوریتم را محدود می‌کنند. k_{max} نشان‌دهنده حداکثر تعداد نسل‌های در نظر گرفته‌شده در فرآیند بهینه‌سازی است. γ نیز پارامتر کالیبراسیون است که به طور غیرخطی اصلاح σ را تنظیم می‌کند [۲۷].

۳-۱-۴- حذف رقابتی

در طول فرآیند بهینه‌سازی، علف‌های هرز جدیدی در فرآیند تولیدمثل ایجاد می‌شوند و تعداد المان‌ها به‌تدریج افزایش می‌یابد. این فرآیند تا زمانی ادامه پیدا می‌کند که تعداد المان‌ها در جمعیت کل $\mathbf{P}$ به یک

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-10-06]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1400.18.4.10.5]
[DOI: 10.52547/jiaeee.18.4.137]

حد معین m_{max} می‌رسد ($m_{\max} >> m$). به‌محض اینکه اندازه جمعیت به حد نهایی خود برسد، یک مکانیسم حذفی برای پاک کردن علف‌های هرز اضافی (غیرمفید) آغاز می‌گردد. در این مکانیسم، کلیه المان‌ها بر اساس مقادیر برازندگی مرتب می‌شوند.

۳-۲- الگوریتم تخمین توزیع

الگوریتم‌های تخمین توزیع (EDA) نوعی از روش‌های تکاملی هستند که یک مدل توزیع احتمالاتی جهت تولید پاسخ‌های کاندید جدید را جهت بهبود فرآیند جستجو در روش‌های بهینه‌سازی تخمین می‌زنند [۲۷]. این مدل از یک مجموعه پاسخ‌های منتخب بر اساس کیفیت آن‌ها ایجاد می‌گردد. هدف اصلی مدل احتمالاتی، تخصیص دادن یک انتخاب محتمل‌تر به نواحی فضای جستجو در طی بهینه‌سازی است که باعث اولویت‌دار شدن ذرات با مقادیر برازندگی بهتر خواهد شد. با استفاده از این مدل احتمالاتی، EDA قادر خواهد بود که از دانش به دست آمده در طی فرآیند بهینه‌سازی برای هدایت بهتر استراتژی جستجو در الگوریتم بهینه‌سازی مورد نظر بهره‌برداری کند. روش EDA شامل پنج عملکرد مقداردهی اولیه، انتخاب، ایجاد مدل، تولید تکی و برش است که توضیحات آن‌ها در ادامه ارائه شده است.

۳-۲-۱- مقداردهی اولیه

الگوریتم با تعریف جمعیت اولیه $\mathbf{Y}$ شامل p المان $\{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, ..., \mathbf{y}_p\}$ که به صورت تصادفی در فضای جستجوی n بعدی ایجاد می‌گردند آغاز می‌شود. در واقع $\mathbf{y}_j = \{y_j^1, y_j^2, ..., y_j^n\}$ که در آن $j \in \{1, ..., p\}$ است.

۳-۲-۲- انتخاب

عملکرد انتخاب برای انتخاب یک مجموعه با g عنصر، $\mathbf{M} = \{\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, ..., \mathbf{m}_g\}$ در جمعیت فعلی استفاده می‌گردد که بعداً برای ایجاد مدل احتمالاتی از آن استفاده خواهد شد ($g << p$). به بیان دیگر g معرف تعداد عناصر مورد نظر برای مرحله انتخاب است. سه روش برای این مرحله معرفی‌شده است که روش برش‌زنی [۲۸] از همه رایج‌تر است. در این روش کل جمعیت بر اساس مقادیر برازندگی مرتب‌شده و صرفاً از g المان ابتدایی برای تشکیل $\mathbf{M}$ استفاده می‌شود.

۳-۲-۳- ایجاد مدل

در هر نسل یک مدل توزیع احتمالاتی از المان‌های $\mathbf{M}$ ایجاد می‌گردد که مشخصه‌های اصلی آن‌ها را در بر می‌گیرد. هر مدل شامل n توزیع نرمال است که توزیع dام $N_d(\mu_d, \sigma_d)$ که در آن $d \in \{1, ..., n\}$ از روی داده‌های $\mathbf{M}$ به صورت زیر تخمین زده می‌شود:

$$\mu_d = \frac{\sum_{j=1}^{p} m_j^d}{p}, \sigma_d^2 = \frac{\sum_{j=1}^{p} (m_j^d - \mu_d)^2}{p-1} (j = 1, \ldots, p) \qquad (۱۱)$$

در رابطه فوق m_j^d نشان‌دهنده dامین متغیر تصمیم‌گیری المان $\mathbf{m}_j$ است.

۳-۲-۴- تولید تکی

در این مرحله، مجموعه‌ای شامل w عضو تکی یا المان جدید با استفاده از مدل‌های گوسی ایجاد گردیده و هر متغیر تصمیم‌گیری v المان z_u به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$z_u^v = N(\mu_v, \sigma_v) \qquad (۱۲)$$

پس از این مرحله، جمعیت اصلی $\mathbf{Y}$ و جمعیت ایجاد شده $\mathbf{Z}$ باهم ادغام شده و یک جمعیت موقتی $\mathbf{T} = \mathbf{Y} \cup \mathbf{Z}$ با $w+p$ المان ایجاد می‌شود.

۳-۲-۵- برش

در نهایت، جمعیت $\mathbf{T}$ بر اساس مقادیر برازندگی مرتب شده و p عضو اول جهت تشکیل جمعیت تکامل یافته جدید $\mathbf{Y}$ انتخاب و تعداد w عضو دیگر حذف می‌گردند. کل فرآیندهای فوق تا رسیدن به حداکثر تعداد نسل‌ها تکرار می‌شود.

۳-۲-۶- تابع توزیع ترکیبی

در روش تخمین تابع توزیع جهت ایجاد مدل نیاز به استفاده از توابع توزیع است. در این مقاله از ترکیب تابع توزیع ترکیبی گوسی-کوشی استفاده شده است. زیرا تابع توزیع گوسی باعث همگرایی سریع‌تر و جستجوی پاسخ‌های موجود نیز خواهد شد. از طرفی دیگر تابع توزیع کوشی باعث جستجوی گسترده‌تر فضای جستجو شده و از حداقل‌های محلی اجتناب می‌گردد. برای ترکیب این دو تابع توزیع و دستیابی به یک تابع توزیع جدید مانند $M(\alpha)$ از رابطه خطی زیر استفاده شده است [۲۹]:

$$M(\alpha) = (1-\alpha)N(0,1) + \alpha C(0,1) \qquad (۱۳)$$

که در آن α ($\alpha \in (0,1)$) ضریبی است که با آن می‌توان اهمیت توابع توزیع گوسی ($N(0,1)$) و کوشی ($C(0,1)$) را تنظیم نمود.

۳-۳- الگوریتم ترکیبی IWO-EDA

در این بخش جزئیات الگوریتم ترکیبی پیاده‌سازی شده ارائه می‌گردد. در این الگوریتم از مشخصه‌های جستجوی IWO، مدل‌های احتمالاتی EDA و ترکیب مناسب توابع توزیع گوسی و کوشی استفاده شده تا جستجوی بهتری به منظور دستیابی به پاسخ‌های بهینه‌تر به دست بیاید. هدف این الگوریتم در بهینه‌سازی به صورت کلی به شرح زیر بیان می‌گردد:

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-10-06]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1400.18.4.10.5]
[DOI: 10.52547/jiaeee.18.4.137]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol.18 No.4 Winter 2021

$$\begin{aligned} &\text{minimize} \quad f(\mathbf{x}), \quad \mathbf{x}=(x^1,...,x^n)\in\mathbb{R}^n \\ &\text{subject to } \mathbf{x}\in\mathbf{D} \end{aligned} \qquad (۱۴)$$

۳-۳-۱- مقداردهی اولیه

در گام اول، الگوریتم یک مجموعه اولیه از المان‌ها با موقعیت‌های تصادفی به صورت یکنواخت در محدوده مشخص شده پایین و بالای l_i و u_i ایجاد می‌کند. در هر دوره، یک سری عملکردهای تعریف شده تکاملی بر روی جمعیت فعلی $\mathbf{S}(k)$ انجام می‌شود تا جمعیت بعدی $\mathbf{S}(k+1)$ را ایجاد کند. هر تک المان $\mathbf{s}_i(k)$ ($i\in\{1,...,N\}$) نماینده یک جواب n بعدی $\{s_i^1, s_i^2,..., s_i^N(k)\}$ است که ابعاد آن بستگی به متغیرهای تصمیم‌گیری بهینه‌سازی دارد. کیفیت هر کدام از $\mathbf{s}_i(k)$ ها بر اساس تابع هدف $f(\mathbf{s}_i(k))$ ارزیابی می‌گردد.

۳-۳-۲- تکثیر

در گام دوم، هر کدام از $\mathbf{s}_i(k)$ ها گروهی از المان‌های E_i را ایجاد می‌کند که به طور خطی بر اساس برازندگی بین بهترین و بدترین مقادیر برازندگی جمعیت تغییر می‌کنند.

۳-۳-۳- قلمرو یابی

در این مرحله، هر کدام از المان‌های E_i به صورت تصادفی بر اساس تابع توزیع تصادفی $M(\alpha)$ حول $\mathbf{s}_i(k)$ محاسبه می‌شوند. همچنین مقادیر $\sigma(k)$ و $\alpha(k)$ به صورت تدریجی با افزایش تعداد نسل‌ها (k) اصلاح می‌شوند. مقادیر σ_{min} و σ_{max} بر اساس رابطه زیر محاسبه می‌شوند [۳۰]:

$$\sigma_{\max}=(u_i-l_i)\times 0.01, \quad \sigma_{\min}=\frac{\sigma_{\max}}{10} \qquad (۱۵)$$

با توجه به فلسفه ترکیب دو تابع توزیع و اثر انحراف معیار در آن‌ها، پیشنهاد مناسب آن است که در نسل‌های ابتدایی مقادیر $\sigma(k)$ و $\alpha(k)$ به نحوی تنظیم گردد که پراکندگی جستجو در فضای مسئله بیشتر باشد و در نسل‌های انتهایی بیشتر جواب‌های به دست آمده از نسل‌های قبلی اصلاح گردد. در الگوریتم ترکیبی مقدار $\sigma(k)$ از همان رابطه (۱۰) در IWO و مقدار $\alpha(k)$ از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\alpha(k)=1-e^{-\left(\frac{1}{0.15}\frac{k}{k_{\max}}\right)} \qquad (۱۶)$$

از مقدار $\alpha(k)$ به دست آمده در تابع توزیع ترکیبی $M(\alpha)$ استفاده می‌گردد. همچنین مقدار γ در رابطه $\sigma(k)$ ثابت و برابر ۰/۵ در نظر گرفته شده است. فرآیند قلمرو یابی منجر به تشکیل مجموعه‌ای از اعضای جدید به نام $\mathbf{Q}$ با q عضو می‌گردد که در طول فرآیند تکامل مشخصه‌های آن‌ها اصلاح می‌گردد. رابطه محاسبه q به شرح زیر است:

$$q=\sum_{i=1}^{N}E_i \qquad (۱۷)$$

سپس $\mathbf{Q}$ با جمعیت اصلی $\mathbf{S}(k)$ ادغام شده و مجموعه (جمعیت) جدید $\mathbf{T}$ با اجتماع آن‌ها ایجاد می‌گردد که شامل $N+q$ عضو است.

۳-۳-۴- ایجاد مدل

در هر نسل k یک طرح توزیع احتمالاتی مدل می‌گردد که هدف آن ایجاد اعضای جدید با تأثیرگذاری بیشتر و اطلاعات به دست آمده در طول فرآیند است. ایجاد مدل در دو مرحله پیش‌پردازش داده و محاسبه پارامتر انجام می‌گردد.

در مرحله پیش‌پردازش داده، داده مورد نیاز جهت ایجاد مدل به دست می‌آید. اعضای مجموعه موقت $\mathbf{T}$ بر اساس مقدار برازندگی مرتب شده و n عضو اول آن در مجموعه‌ای به نام $\mathbf{A}^I$ قرار می‌گیرد. مقدار n نشان‌دهنده تعداد ابعاد است که توسط مسئله بهینه‌سازی مشخص می‌گردد. سپس با استفاده از روش انتخاب تناسبی رولت، از اعضای $\mathbf{A}^I$ نمونه‌برداری شده و گروه جدیدی به نام $\mathbf{A}^{II}=\{\mathbf{a}_1^{II},...,\mathbf{a}_n^{II}\}$ تشکیل می‌گردد.

در مرحله محاسبه پارامترها، با استفاده از داده‌های $\mathbf{A}^{II}$ مدل احتمالاتی ایجاد می‌گردد که شامل n تابع توزیع گوسی به صورت $N(\mu_i,\sigma_i)(i=1,...,n)$ با پارامترهای زیر است:

$$\mu_i=\frac{\sum_{j=1}^{n}a_j^i}{n},\ \sigma_i^2=\frac{\sum_{j=1}^{n}\left(a_j^i-\mu_i\right)^2}{n-1}(i,j=1,...,n) \qquad (۱۸)$$

که در آن‌ها a_j^i نشان‌دهنده i امین متغیر تصمیم‌گیری عنصر $\mathbf{a}_j^i$ است.

۳-۳-۵- تولید اعضای جدید

در این مرحله مجموعه $\mathbf{L}=\{\mathbf{l}_1,\mathbf{l}_2,...,\mathbf{l}_r\}$ با r عضو جدید با استفاده از مدل‌های گوسی ایجاد شده تولید می‌شوند به نحوی که هر متغیر تصمیم‌گیری v عنصر $\mathbf{l}_u$ به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$l_u^v=N(\mu_v,\sigma_v) \qquad (۱۹)$$

۳-۳-۶- انتخاب جمعیت جدید

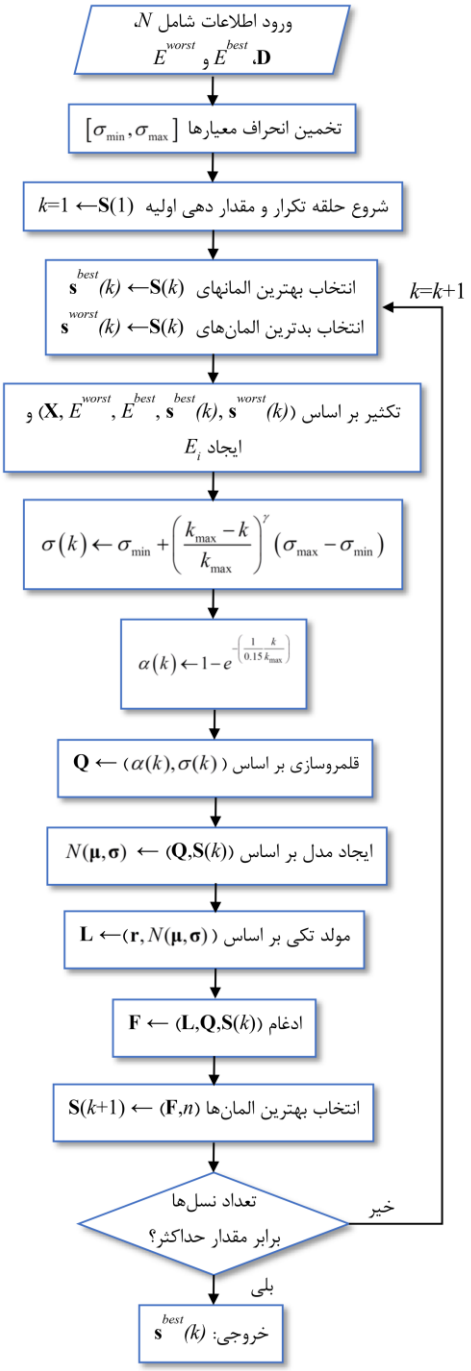
در این مرحله تمام اعضای ایجاد شده در $\mathbf{Q}$ و $\mathbf{L}$ با جمعیت اصلی $\mathbf{S}(k)$ ادغام شده و جمعیت نهایی $\mathbf{F}$ با اجتماع تمام آن‌ها ایجاد می‌گردد. در ادامه اعضای $\mathbf{F}$ بر اساس مقدار برازندگی مرتب شده و N عضو برتر آن به عنوان جمعیت جدید $\mathbf{S}(k+1)$ در نظر گرفته می‌شود. این فرآیند تا رسیدن به k_{max} ادامه می‌یابد.

۳-۳-۷- پیاده‌سازی الگوریتم

فلوچارت نشان داده شده در شکل (۳) مراحل کار را نشان می‌دهد. ورودی‌های الگوریتم شامل تعداد پاسخ‌های کاندید (N)، حداکثر تعداد نسل‌ها (k_{max})، فضای جستجوی $\mathbf{D}$ و پارامترهای تنظیمی E^{best} و

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-10-06]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1400.18.4.10.5]
[DOI: 10.52547/jiaeee.18.4.137]

E^{worst} است. الگوریتم تا رسیدن تعداد نسل‌ها به عدد k_{max} ادامه پیدا می‌کند.



شکل (۳): فلوچارت روش بهینه‌سازی ترکیبی IWO-EDA

۴- نتایج و بحث

برای تخمین پارامترهای مدل سلول خورشیدی به مشخصه اندازه‌گیری شده جریان – ولتاژ سلول خورشیدی نیاز است. سلول در نظر گرفته شده در این مقاله یک سلول خورشیدی سیلیکونی تجاری مدل R.T.C France با قطر ۵۷ mm است. مشخصه این سلول شامل ۲۶ جفت عدد جریان و ولتاژ در دمای ۳۳ درجه سانتی‌گراد و تابش ۱۰۰۰ W/m^2 به دست آمده است [۲۵]. مقادیر حد بالا و پایین پارامترها برای مدل تک دیودی و دو دیودی به ترتیب به صورت زیر در نظر گرفته شده است [۳۱] و [۳۲]:

$$l=[0,0,1,0,0] \quad u=[1,0,2,0.5,100] \qquad (۲۰)$$

$$l=[0,0,0,1,1,0,0] \quad u=[1,10^{-6},10^{-6},2,2,0.5,100] \qquad (۲۱)$$

پارامترهای تنظیمی الگوریتم IWO-EDA صرفاً به سه مورد محدود بوده و بر اساس بهترین پاسخ‌های به دست آمده در تکرارهای مختلف به صورت E^{best} = ۲۰، E^{worst} = ۰ و k_{max} = ۱۰۰ به دست آمده است. پاسخ الگوریتم مورد استفاده با نتایج ۸ الگوریتم دیگر شامل PSO، DE، SA، HS، TLBO، ABC، CS و BBO نیز مقایسه شده است تا ارزیابی مناسبی از روش جدید انجام گردد. پارامترهای این الگوریتم‌ها بر اساس تنظیمات پیشنهادی در مراجع مربوطه اعمال شده و سعی بر این بوده که بیشترین جستجو جواب یافتن بهترین جواب انجام گردد. همچنین به منظور مقایسه منصفانه عملکرد الگوریتم‌ها، تعداد تکرارها، جمعیت در هر تکرار و سایر پارامترهای دخیل به نحوی تنظیم شده است که هر الگوریتم در حین انجام فرآیند بهینه‌سازی، تابع هدف را حداکثر به تعداد ۵۰،۰۰۰ بار اجرا کرده باشد. اجرای هر الگوریتم نیز ۲۵ بار تکرار شده تا بتوان تحلیل آماری مناسبی از خروجی‌های آن‌ها ارائه داد.

۴-۱- نتایج مدل تک دیودی

نتایج آماری بهینه‌سازی شامل حداقل، میانه، متوسط، حداکثر و انحراف معیار مقدار RMSE برای مدل تک دیودی سلول خورشیدی مورد در جدول (۱) نشان داده شده است. در این جدول میزان دقت هر الگوریتم قابل ارزیابی و مقایسه است. در بین شاخص‌های فوق مقادیر انحراف معیار بیان‌کننده قابلیت اطمینان هر الگوریتم در به دست آوردن جواب بهینه در تکرارهای مختلف است. مقایسه مقادیر جدول (۱) نشان می‌دهد که روش ترکیبی IWO-EDA بر اساس تمام شاخص‌ها و به خصوص انحراف معیار، با اختلاف، بهترین عملکرد را دارد. همچنین این الگوریتم بیشترین قابلیت اطمینان از نظر تفاوت جواب بهینه خروجی در هر بار اجرا را دارد. روش‌های DE، ABC و PSO نیز پاسخ‌های حداقل مناسبی ارائه می‌دهند اما شاخص‌های میانه، متوسط، حداکثر و به خصوص انحراف معیار آن‌ها فاصله زیادی با عملکرد روش ارائه شده دارد.

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-10-06]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1400.18.4.10.5]
[DOI: 10.52547/jiaeee.18.4.137]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol.18 No.4 Winter 2021

جدول (۱): نتایج آماری RMSE به دست آمده از الگوریتم‌های مختلف برای مدل تک دیودی

روش	حداقل	میانه	متوسط	حداکثر	انحراف معیار
PSO	$۹/۹۸۲۵۷\times۱۰^{-۴}$	$۱/۰۳۵۵۱\times۱۰^{-۳}$	$۱/۰۶۵۴۲\times۱۰^{-۳}$	$۱/۲۰۵۹۷\times۱۰^{-۳}$	$۶/۲۵۳۴۱\times۱۰^{-۵}$
DE	$۹/۸۹۸۲۴\times۱۰^{-۴}$	$۱/۵۲۳۶۴\times۱۰^{-۳}$	$۱/۵۸۴۶۹\times۱۰^{-۳}$	$۱/۹۵۲۳۶\times۱۰^{-۳}$	$۲/۸۶۵۲۴\times۱۰^{-۴}$
SA	$۱/۱۳۵۴۸\times۱۰^{-۳}$	$۱/۹۵۷۲۳\times۱۰^{-۳}$	$۱/۸۰۴۷۱\times۱۰^{-۳}$	$۲/۹۷۵۳۹\times۱۰^{-۳}$	$۶/۱۶۵۲۷\times۱۰^{-۴}$
HS	$۱/۰۱۵۸۳\times۱۰^{-۳}$	$۱/۵۲۸۴۱\times۱۰^{-۳}$	$۱/۵۱۰۸۷\times۱۰^{-۳}$	$۱/۶۹۸۸۴\times۱۰^{-۳}$	$۱/۵۲۹۴۸\times۱۰^{-۴}$
TLBO	$۹/۹۸۳۶۴\times۱۰^{-۴}$	$۱/۱۰۵۸۷\times۱۰^{-۳}$	$۱/۰۳۲۵۶\times۱۰^{-۳}$	$۱/۱۵۴۲۸\times۱۰^{-۳}$	$۵/۸۲۵۶۷\times۱۰^{-۵}$
ABC	$۹/۸۹۰۲۵\times۱۰^{-۴}$	$۱/۰۸۲۰۱\times۱۰^{-۳}$	$۱/۱۴۲۳۲\times۱۰^{-۳}$	$۱/۴۲۹۶۴\times۱۰^{-۳}$	$۱/۱۲۵۹۰\times۱۰^{-۴}$
CS	$۱/۹۸۲۴۷\times۱۰^{-۳}$	$۴/۰۵۶۸۱\times۱۰^{-۳}$	$۸/۰۲۵۵۳\times۱۰^{-۳}$	$۴/۵۸۶۴۲\times۱۰^{-۲}$	$۱/۵۲۴۳۸\times۱۰^{-۲}$
BBO	$۹/۹۸۳۹۵\times۱۰^{-۴}$	$۱/۶۰۷۳۴\times۱۰^{-۳}$	$۱/۵۹۵۶۱\times۱۰^{-۳}$	$۲/۲۹۸۴۳\times۱۰^{-۳}$	$۳/۹۶۸۲۵\times۱۰^{-۴}$
IWO-EDA	$\mathbf{۹/۸۶۰۲۱\times۱۰^{-۴}}$	$\mathbf{۹/۸۶۰۲۲\times۱۰^{-۴}}$	$\mathbf{۹/۸۶۰۲۲\times۱۰^{-۴}}$	$\mathbf{۹/۸۶۰۲۲\times۱۰^{-۴}}$	$\mathbf{۱/۹۸۴۲۳\times۱۰^{-۹}}$

بهترین پاسخ‌ها به صورت حروف درشت مشخص شده است.

جدول (۲): نتایج آماری RMSE به دست آمده از الگوریتم‌های مختلف برای مدل دو دیودی

روش	حداقل	میانه	متوسط	حداکثر	انحراف معیار
PSO	$۱/۱۱۷۱۶\times۱۰^{-۳}$	$۱/۴۹۲۸۳\times۱۰^{-۳}$	$۱/۵۸۲۳۴\times۱۰^{-۳}$	$۲/۲۰۵۳۴\times۱۰^{-۳}$	$۲/۸۷۵۱۲\times۱۰^{-۴}$
DE	$۹/۹۷۵۴۳\times۱۰^{-۴}$	$۱/۲۱۲۷۳\times۱۰^{-۳}$	$۱/۲۹۵۳۲\times۱۰^{-۳}$	$۲/۰۴۴۸۷۲\times۱۰^{-۳}$	$۲/۶۳۸۹۴\times۱۰^{-۴}$
SA	$۱/۴۰۵۱۲\times۱۰^{-۳}$	$۲/۵۱۹۸۴\times۱۰^{-۳}$	$۲/۶۴۱۲۴\times۱۰^{-۳}$	$۳/۸۰۹۶۳\times۱۰^{-۳}$	$۵/۷۸۲۵۱\times۱۰^{-۴}$
HS	$۱/۱۰۵۴۷\times۱۰^{-۳}$	$۱/۶۱۵۳۴\times۱۰^{-۳}$	$۱/۴۸۴۵۲\times۱۰^{-۳}$	$۲/۲۱۶۲۸\times۱۰^{-۳}$	$۲/۵۴۲۶۲\times۱۰^{-۴}$
TLBO	$۱/۰۱۸۴۵\times۱۰^{-۳}$	$۱/۱۰۵۲۳\times۱۰^{-۳}$	$۱/۱۶۱۲۴\times۱۰^{-۳}$	$۱/۶۳۲۵۱\times۱۰^{-۳}$	$۱/۶۳۵۹۷\times۱۰^{-۴}$
ABC	$۱/۱۰۷۸۱\times۱۰^{-۳}$	$۱/۰۶۲۴۵\times۱۰^{-۳}$	$۱/۰۷۷۹۲\times۱۰^{-۳}$	$۱/۳۹۳۷۱\times۱۰^{-۳}$	$۶/۲۵۶۷۸\times۱۰^{-۴}$
CS	$۲/۳۹۲۸۸\times۱۰^{-۳}$	$۶/۵۸۶۲۱\times۱۰^{-۳}$	$۶/۰۲۱۲۸\times۱۰^{-۳}$	$۸/۵۸۳۲۴\times۱۰^{-۳}$	$۸/۱۲۸۷۱\times۱۰^{-۳}$
BBO	$۱/۲۳۵۱۴\times۱۰^{-۳}$	$۲/۱۴۹۸۳\times۱۰^{-۳}$	$۲/۴۶۸۵۲\times۱۰^{-۳}$	$۳/۲۴۷۵۸\times۱۰^{-۳}$	$۹/۱۵۳۸۲\times۱۰^{-۴}$
IWO-EDA	$\mathbf{۹/۸۳۸۵۷\times۱۰^{-۴}}$	$\mathbf{۹/۸۳۸۲۹\times۱۰^{-۴}}$	$\mathbf{۹/۸۶۱۴۴\times۱۰^{-۴}}$	$\mathbf{۹/۸۸۷۲۵\times۱۰^{-۴}}$	$\mathbf{۲/۵۴۶۸۲\times۱۰^{-۷}}$

بهترین پاسخ‌ها با حروف درشت مشخص شده است.

جدول (۳): پارامترهای تخمین زده شده مدل تک دیودی به دست آمده از الگوریتم‌های مختلف

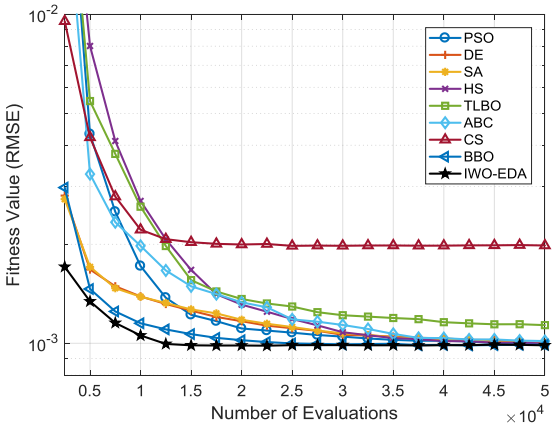
روش	I_{PV} (A)	I_{SD} (μA)	α	R_S (Ω)	R_P (Ω)
PSO	۰/۷۶۰۶۳	۰/۳۳۴۲۵	۱/۴۸۴۵۷	۰/۰۳۶۳۷	۵۵/۰۳۴۲۳
DE	۰/۷۶۰۸۹	۰/۳۱۸۷۹	۱/۴۸۰۰۵	۰/۰۳۶۴۶	۵۳/۳۵۹۶۲
SA	۰/۷۶۱۴۹	۰/۳۳۶۹۲	۱/۴۸۵۸۲	۰/۰۳۶۱۱	۴۹/۵۰۲۸۳
HS	۰/۷۶۰۶۲	۰/۴۱۸۶۷	۱/۴۹۵۸۶	۰/۰۳۵۴۲	۶۳/۵۸۹۰۴
TLBO	۰/۷۶۰۸۰	۰/۳۳۰۲۵	۱/۴۷۹۵۲	۰/۰۳۵۹۱	۵۳/۵۰۹۶۰
ABC	۰/۷۶۰۸۲	۰/۳۴۰۱۸	۱/۴۹۳۴۱	۰/۰۳۶۱۸	۵۳/۶۰۵۲۸
CS	۰/۷۶۰۶۶	۰/۳۶۱۰۵	۱/۵۰۲۳۸	۰/۰۳۵۰۲	۴۲/۲۵۳۶۹
BBO	۰/۷۶۰۷۶	۰/۳۳۵۰۱	۱/۴۹۰۵۳	۰/۰۳۶۵۲	۵۵/۱۲۸۵۶
IWO-EDA	۰/۷۶۰۷۸	۰/۳۲۳۰۲	۱/۴۸۱۱۸	۰/۰۳۶۳۷	۵۱/۷۱۸۴۵

جدول (۴): پارامترهای تخمین زده شده مدل دو دیودی به دست آمده از الگوریتم‌های مختلف

روش	I_{PV} (A)	I_{SD1} (μA)	I_{SD2} (μA)	α_1	α_2	R_S (Ω)	R_P (Ω)
PSO	۰/۷۶۰۲۵	۰/۰۱۲۴۲	۰/۳۲۵۲۸	۱/۶۷۸۹۵	۱/۴۷۹۸۵	۰/۰۳۶۱۲	۵۲/۳۹۱۰۲
DE	۰/۷۶۰۶۸	۰/۳۴۲۰۵	۰/۰۰۵۸۲	۱/۴۹۱۰۵	۱/۹۷۴۱۸	۰/۰۳۶۲۶	۵۵/۵۱۰۲۵
SA	۰/۷۶۲۰۵	۰/۳۲۸۲۱	۰/۰۰۴۲۵	۱/۴۸۲۵۴	۱/۸۷۱۰۲	۰/۰۳۶۰۲	۴۴/۵۸۶۹۴
HS	۰/۷۶۰۴۸	۰/۱۸۱۲۵	۰/۳۲۵۶۹	۱/۷۱۸۹۵	۱/۴۸۵۶۲	۰/۰۳۶۰۵	۶۴/۸۰۵۲۶
TLBO	۰/۷۶۱۰۱	۰/۳۰۲۵۷	۰/۱۴۰۰۲	۱/۴۶۹۸۵	۱/۹۹۰۵۳	۰/۰۳۶۵۹	۵۴/۱۲۰۹۹
ABC	۰/۷۶۰۶۹	۰/۱۵۱۲۸	۰/۲۳۷۵۰	۱/۷۰۵۲۸	۱/۵۱۲۸۶	۰/۰۳۶۴۸	۵۶/۲۱۶۴۱
CS	۰/۷۶۲۱۳	۰/۰۳۰۲۵	۰/۴۹۸۵۲	۱/۶۸۹۲۴	۱/۵۳۲۵۴	۰/۰۳۵۲۸	۸۹/۸۵۶۴۸
BBO	۰/۷۶۰۶۵	۰/۱۳۸۵۹	۰/۳۷۸۹۵	۱/۴۵۱۲۸	۱/۵۸۹۶۳	۰/۰۳۵۳۸	۶۳/۸۴۸۹۲
IWO-EDA	۰/۷۶۰۷۹	۰/۳۳۸۴۷	۰/۲۷۸۷۰	۱/۹۹۵۲۸	۱/۴۶۸۸۰	۰/۰۳۶۴۹	۵۴/۶۵۹۳۷

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-10-06]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1400.18.4.10.5]
[DOI: 10.52547/jiaeee.18.4.137]

به منظور مقایسه بهتر عملکرد روش‌های مورد استفاده، نمودار همگرایی تمامی الگوریتم‌های استفاده شده برای تخمین پارامترهای مدل تک دیودی در شکل (۴) نشان داده شده است. در این شکل روش IWO-EDA عملکرد همگرایی بهتری در تعداد ارزیابی یکسان تابع هدف داشته و زودتر به پاسخ بهینه کمتر در تمامی اعداد تعداد تکرارهای یکسان همگرا شده است.



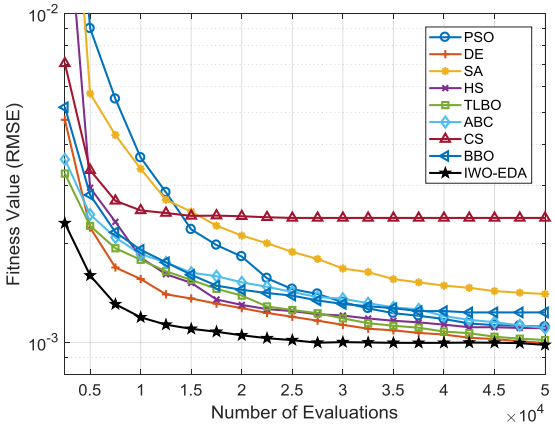
شکل (۴): نمودار همگرایی الگوریتم‌های مختلف برای مدل تک دیودی

۴-۲- نتایج مدل دو دیودی

نتایج آماری بهینه‌سازی مشابه حالت تک دیودی برای مدل دیودی سلول خورشیدی مورد نظر در جدول (۲) نشان داده شده است. مقایسه مقادیر جدول (۲) نشان می‌دهد که روش ترکیبی IWO-EDA بر اساس تمام شاخص‌ها، بهترین عملکرد را دارد. همچنین این الگوریتم به دلیل انحراف معیار بسیار کمتر از سایر روش‌ها، بیشترین قابلیت اطمینان از نظر تفاوت جواب بهینه خروجی در هر بار اجرا را دارد. روش‌های DE، TLBO و HS نیز پاسخ‌های حداقل مناسبی نسبت به سایر روش‌ها ارائه می‌دهند اما شاخص‌های میانه، متوسط، حداکثر و به خصوص انحراف معیار آن‌ها فاصله زیادی با نتایج روش IWO-EDA دارد.

نکته شایان ذکر این است که به صورت کلی مقادیر RMSE در مدل دو دیودی در مقایسه با مدل تک دیودی در اکثر موارد بیشتر است. دلیل این امر افزوده شدن دو پارامتر و یک تابع غیر خطی دیگر به مسئله است. به خصوص اینکه این دو پارامتر در بخش غیرخطی مدل (یا همان دیود) تأثیرگذار بوده و مسئله تخمین را دشوارتر می‌کند. برتری دیگر روش پیشنهادی این است که مقدار حداقل و میانه RMSE در مدل دو دیودی در مقایسه با مدل تک دیودی کمتر است، در حالی که عملکرد الگوریتم‌های دیگر به جز حداقل در DE، در حالت دو دیودی افت کرده است.

نمودار همگرایی تمامی الگوریتم‌های استفاده شده برای تخمین پارامترهای مدل دو دیودی در شکل (۵) نشان داده شده است. در این شکل روش IWO-EDA عملکرد همگرایی بهتری در تعداد ارزیابی یکسان تابع هدف داشته است. برتری روش ارائه شده در این نمودار در مقایسه با شکل (۴) مشهودتر بوده و در تعداد تکرار کمتر، فاصله پاسخ بهینه این روش در مقایسه با سایر روش‌ها به مراتب بیشتر است.

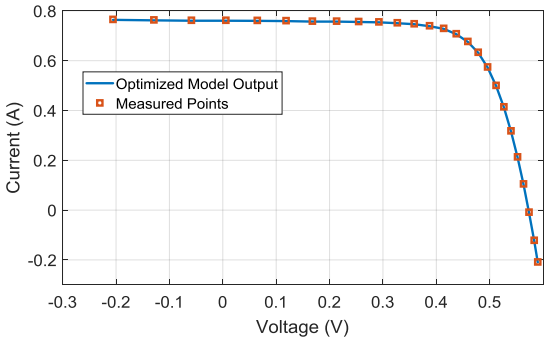


شکل (۵): نمودار همگرایی الگوریتم‌های مختلف برای مدل دو دیودی

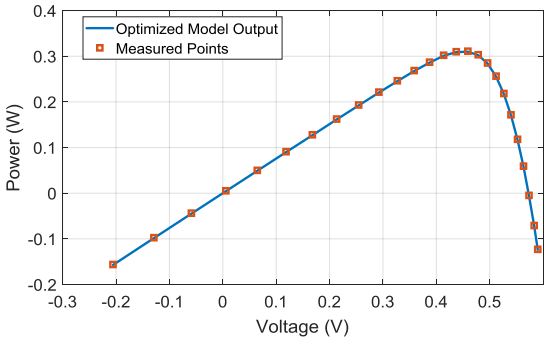
پارامترهای مدل در بهترین جواب هر الگوریتم نیز در جداول (۳) و (۴) ارائه شده است. در جدول (۳) پارامترهای I_{PV}، α و R_S تا حدودی نزدیک به هم به دست آمده‌اند اما اختلاف سایر پارامترها در الگوریتم‌های مختلف قابل توجه است. در جدول (۴) با افزوده شدن دو پارامتر دیگر، فقط I_{PV} و R_S تا حد زیادی با اختلاف کم در الگوریتم‌های مختلف به دست آمده‌اند و سایر پارامترها در مقایسه روش‌های مختلف فاصله زیادی دارند. حتی تفاوت کلی پارامترهای بهینه به دست آمده در الگوریتم DE که بهترین پاسخ را در میان سایر روش‌ها بعد از IWO-EDA ارائه داده است، با روش IWO-EDA بسیار قابل توجه است. این موضوع نشان دهنده چالش وجود بهینه‌های محلی زیاد در فضای جستجوی مسئله و اهمیت جستجوگری مناسب الگوریتم مورد استفاده و اجتناب از بهینه‌های محلی به خصوص در مدل دو دیودی است.

همچنین، به منظور ارزیابی بهترین پاسخ، مشخصه‌های I-V و P-V سلول خورشیدی به دست آمده از مدل بهینه‌شده با IWO-EDA به همراه نقاط اندازه‌گیری شده به ترتیب در شکل (۶) و شکل (۷) نشان داده شده است. تطبیق بسیار خوب مشخصه خروجی مدل و نقاط اندازه‌گیری در این اشکال نشان‌دهنده عملکرد بسیار خوب روش پیشنهادی است. از این رو عملکرد بهتر روش ترکیبی و احتمالاتی IWO-EDA برای تخمین پارمترهای مدل سلول‌های خورشیدی در هر دو مدل تک دیودی و دو دیودی به اثبات می‌رسد.

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-10-06]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1400.18.4.10.5]
[DOI: 10.52547/jiaeee.18.4.137]

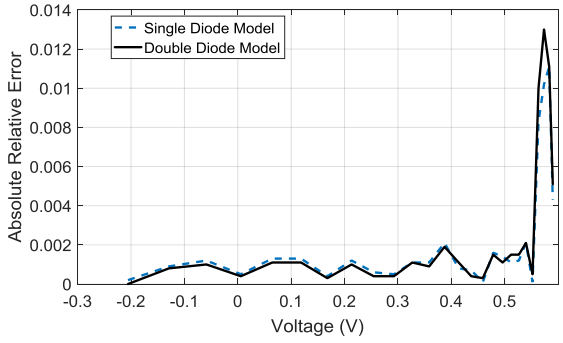


شکل (۶): مقایسه مشخصه I-V خروجی مدل بهینه‌سازی شده با داده‌های اندازه‌گیری در مدل دو دیودی



شکل (۷): مقایسه مشخصه P-V خروجی مدل بهینه‌سازی شده با داده‌های اندازه‌گیری در مدل دو دیودی

میزان دقت دو مدل بهینه‌سازی شده تک دیودی و دو دیودی در شکل (۸) نشان داده شده است. دقت هر دو مدل در ولتاژهای بالا کمتر و در ولتاژهای پایین بیشتر است. همچنین مدل دو دیودی در ولتاژهای کم دقت بیشتری دارد. نکته جالب توجه دیگر افت دقت مدل پس از عبور از نقطه حداکثر توان است. البته دقت مدل در کل و به خصوص در حوالی نقطه حداکثر توان بسیار مطلوب بوده و برای کاربردهای مهندسی و تحلیل سیستم‌های فتوولتائیک کفایت لازم را دارد.



شکل (۸): مقایسه دقت دو مدل تک دیودی و دو دیودی

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش بهینه‌سازی ترکیبی برای تعیین پارامترهای مدل مداری سلول‌های فتوولتائیک پیاده‌سازی و پارامترهای هر دو مدل تک دیودی و دو دیودی بر اساس این روش تخمین زده شده است. تابع هدف بر اساس حداقل سازی میانگین مربعات اختلاف بین مقادیر خروجی مدل و اندازه‌گیری واقعی تعریف شده است. نتایج روش بهینه‌سازی ترکیبی IWO-EDA به صورت آماری با ۸ روش بهینه‌سازی دیگر مقایسه شده است. روش پیشنهادی در تمامی حالات نسبت به سایر روش‌ها دقت بیشتری داشته و عملکرد قابل قبولی ارائه می‌دهد. بهبود دقت تخمین پارامترهای مدل به طور خاص در مدل دو دیودی که دارای پارامترهای بیشتر است بهتر بوده و نسبت به سایر روش‌ها حداقل ۱/۴ درصد بهبود داشته است. علاوه بر این، مقایسه نمودار همگرایی روش پیشنهادی با نمودارهای همگرایی سایر روش‌ها نشان می‌دهد که در تعداد ارزیابی یکسان تابع هدف، روش پیشنهادی همیشه جواب بهینه کمتری داشته و در شرایط محاسباتی یکسان، قابلیت اطمینان بیشتری جهت دستیابی به جواب دقیق‌تر و اجتناب از پاسخ‌های بهینه محلی دارد. همچنین بررسی عملکرد مدل‌های بهینه‌شده نشان می‌دهد که عملکرد روش ارائه شده در مدل دو دیودی با وجود پیچیدگی بیشتر بهتر است و مقدار خطا در نقطه حداکثر توان که نقطه کار عمده سلول‌های خورشیدی است نیز مناسب و قابل قبول است.

مراجع

[۱] جدی بابک، غفارپور رضا، رنجبر علی‌محمد، "ارتقاء شاخص‌های پدافند غیرعامل با استفاده از شبکه‌های هوشمند انرژی برق"، نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، سال پانزدهم، شماره اول، بهار ۱۳۹۷.

[2] Renewables 2019 Global Status Report, REN21. 2019.

[3] http://www.satba.gov.ir (Last visit: August 2019)

[4] Deihimi, M.H., Naghizadeh, R.A. and Meyabadi, A.F., "Systematic derivation of parameters of one exponential model for photovoltaic modules using numerical information of data sheet", Renewable Energy, Vol. 87, pp. 676-685, 2016.

[5] Sandrolini, L., Artioli, M. and Reggiani, U., "Numerical method for the extraction of photovoltaic module double-diode model parameters through cluster analysis", Applied Energy, Vol. 87, no. 2, pp.442-451, 2010.

[6] Ram, J.P., Babu, T.S., Dragicevic, T., Rajasekar, N., "A new hybrid bee pollinator flower pollination algorithm for solar PV parameter estimation", Energy Conversion and Management, Vol. 135, pp. 463–476, 2017.

[۷] دهقان‌زاده احمد، فراهانی غلامرضا، رجبی مشهدی مصطفی، "شبیه‌سازی جامع مدل دو دیود سلول‌های خورشیدی در محیط SimPowerSystems به صورت توابع صریح ریاضی"، مجله انجمن مهندسی برق و الکترونیک ایران، سال شانزدهم، شماره دوم، تابستان ۱۳۹۸.

[8] Chan, D., Phillips, J., Phang, J., "A comparative study of extraction methods for solar cell model parameters", Solid-State Electronics, Vol. 29, pp. 329–337, 1986.

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-10-06]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1400.18.4.10.5]
[DOI: 10.52547/jiaeee.18.4.137]

[9] Easwarakhanthan, T., Bottin, J., Bouhouch, I., Boutrit, C., "Nonlinear minimization algorithm for determining the solar cell parameters with microcomputers". International Journal of Solar Energy, Vol. 4, pp. 1–12, 1986.
[10] Ortiz-Conde, A., Sánchez, F.J.G., Muci, J., "New method to extract the model parameters of solar cells from the explicit analytic solutions of their illuminated i–v characteristics", Solar Energy Materials and Solar Cells, Vol. 90, pp. 352–361, 2006.
[11] Ma, J., Bi, Z., Ting, T.O., Hao, S., Hao, W., "Comparative performance on photovoltaic model parameter identification via bio-inspired algorithms", Solar Energy, Vol. 132, pp. 606–616, 2016.
[12] Jordehi, A.R., "Enhanced leader particle swarm optimisation (elpso): an efficient algorithm for parameter estimation of photovoltaic (PV) cells and modules", Solar Energy, Vol. 159, pp. 78–87, 2018.
[13] Zagrouba, M., Sellami, A., Bouaïcha, M., Ksouri, M., "Identification of PV solar cells and modules parameters using the genetic algorithms: application to maximum power extraction", Solar Energy, Vol. 84, pp. 860–866, 2010.
[14] Niu, Q., Zhang, L., Li, K., "A biogeography-based optimization algorithm with mutation strategies for model parameter estimation of solar and fuel cells", Energy Conversion and Management, Vol. 86, pp. 1173-1185, 2014.
[15] Chellaswamy, C., Ramesh, R., "Parameter extraction of solar cell models based on adaptive differential evolution algorithm", Renewable Energy, Vol. 97, pp. 823-837, 2016.
[16] El-Naggar, K., AlRashidi, M., AlHajri, M., Al-Othman, A., "Simulated annealing algorithm for photovoltaic parameters identification" Solar Energy, Vol. 86, pp. 266–274, 2012.
[17] Askarzadeh, A., Rezazadeh, A., "Parameter identification for solar cell models using harmony search-based algorithms", Solar Energy, Vol. 86, pp. 3241-3249, 2012.
[18] Chen, X., Yu, K., Du, W., Zhao, W. and Liu, G., "Parameters identification of solar cell models using generalized oppositional teaching learning based optimization", Energy, Vol. 99, pp.170-180, 2016.
[19] Oliva, D., Cuevas, E., Pajares, G., "Parameter identification of solar cells using artificial bee colony optimization", Energym Vol. 72, pp. 93–102, 2014.
[20] Ma, J., Ting, T., Man, K.L., Zhang, N., Guan, S.-U., Wong, P.W., "Parameter estimation of photovoltaic models via cuckoo search", Journal of Applied Mathematics, 2013.
[۲۱] جمشیدی زوارکی، فرشاد، رضائی جوردهی، احمد، شاه حسینی، علی، "تخمین پارامترهای سلول‌ها و ماژول‌های فتوولتائیک با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی شاه مورچه (ALO)"، هوش محاسباتی در مهندسی برق، سال نهم، شماره سوم، ۱۳۹۷.
[22] Niu, Q., Zhang, L., Li, K., "A biogeography-based optimization algorithm with mutation strategies for model parameter estimation of solar and fuel cells", Energy Conversion and Management, Vol. 86, pp. 1173–1185, 2014.
[23] Chen, X. and Yu, K., "Hybridizing cuckoo search algorithm with biogeography-based optimization for estimating photovoltaic model parameters" Solar Energy, Vol. 180, pp.192-206, 2019.
[24] Wolf M., Rauschenbach H., "Series resistance effects on solar cell measurements", Advanced Energy Conversion, Vol. 3, pp. 455–479, 1963.
[25] Oliva, D., El Aziz, M.A., Hassanien, A.E., "Parameter estimation of photovoltaic cells using an improved chaotic whale optimization algorithm", Applied Energy Vol. 200, pp. 141–154, 2017.
[26] Mehrabian, A.R. and Lucas, C., "A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization", Ecological Informatics, Vol. 1, pp. 355-366, 2006.
[27] Mühlenbein, H. and Paass, G., "From recombination of genes to the estimation of distributions I. Binary parameters," International conference on parallel problem solving from nature, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 178-187, 1996.
[28] Mühlenbein, H. and Schlierkamp-Voosen, D., "Predictive models for the breeder genetic algorithm I. continuous parameter optimization", Evolutionary Computation, Vol. 1, pp. 25-49, 1993.
[29] Wang, Y., Li, B., "A self-adaptive mixed distribution based univariate estimation of distribution algorithm for large scale global optimization", In: Chiong R. (Eds) Nature-Inspired Algorithms for Optimisation, Studies in Computational Intelligence, Vol. 193. pp. 171–198, 2009.
[30] Cuevas, E., Rodríguez, A., Valdivia, A., Zaldívar, D. and Pérez, M., "A hybrid evolutionary approach based on the invasive weed optimization and estimation distribution algorithms", Soft Computing, pp.1-42, 2019.
[31] Jordehi, A.R., "Enhanced leader particle swarm optimisation (ELPSO): an efficient algorithm for parameter estimation of photovoltaic (PV) cells and modules", Solar Energy, Vol. 159, pp .78-87, 2018.
[32] Gao, X., Cui, Y., Hu, J., Xu, G., Wang, Z., Qu, J., Wang, H., "Parameter extraction of solar cell models using improved shuffled complex evolution algorithm", Energy Conversion and Management, Vol. 157, pp. 460-479, 2018.

زیرنویس‌ها

[1] Meta-heuristic Algorithms
[2] Genetic Algorithm
[3] Particle Swarm Optimization
[4] Differential Evolution
[5] Simulated Annealing
[6] Harmony Search
[7] Teaching-Learning Based Optimization
[8] Artificial Bee Colony
[9] Cuckoo Search
[10] Biogeography Based Optimization
[11] Invasive Weed Optimization
[12] Estimation Distribution Algorithms
[13] Root Mean Square Error

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-10-06]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1400.18.4.10.5]
[DOI: 10.52547/jiaeee.18.4.137]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol.18 No.4 Winter 2021