Semnan University

Journal of Modeling in Engineering

Journal homepage: https://modelling.semnan.ac.ir/

ISSN: 2783-2538

Research Article

Optimizing the Coefficients of the Particle Swarm Optimization Algorithm to Solve the Problem of Economic Dispatching to Reduce the Emission of Environmental Pollutants

Amirhossein Oudi [a], Shiva Yarmohammadian[b], Maryam Hosseini[a], Ebrahim Nemati Lay [a,*]

[a] *Department of Chemical Engineering, Faculty of Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran*
[b] *Department of Chemical Engineering, Faculty of Engineering, Razi University, Kermanshah, Iran*

PAPER INFO

Paper history:

Received: 28 September 2022
Revised: 25 August 2023
Accepted: 03 September 2023

Keywords:

The environment;
Economic dispatching;
Optimization;
Particle swarm algorithm;
Taguchi method.

ABSTRACT

Environmental issues due to the emission of pollutants produced by fossil fuel power plants have recently become an important issue. In this study, the coefficients of particle swarm optimization (PSO) algorithm to solve the problem of economic dispatching to reduce the emission of environmental pollutants were obtained. According to Clerk method, personal learning coefficient was equal to 1.4962, global learning coefficient was equal to 1.4962 and inertia coefficient was equal to 0.73. Also, the penalty coefficient according to the Co evolution particle swarm (CPSO) optimization algorithm was 15.8. As a result, optimization of coefficients by Taguchi method, it showed that the optimal value of personal learning coefficient is equal to 1.5, global learning coefficient is equal to 1.5, inertia coefficient is equal to 0.70 and penalty coefficient is equal to 15, in this case the amount emission of environmental pollutants were reduced by 6.5% compared to the coefficients determined by Clerk and 1.2% compared to the coefficients determined by the Co evolution particle swarm (CPSO) optimization algorithm.

DOI: https://doi.org/10.22075/jme.2023.28549.2341

© 2023 Published by Semnan University Press.
This is an open access article under the CC-BY 4.0 license.(https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

*** Corresponding author.**
E-mail address: enemati@kashanu.ac.ir

How to cite this article:
Oudi, A., Yarmohammadian, S., Hosseini, M., & Nemati lay, E. (2023). Optimizing the coefficients of the particle swarm optimization algorithm to solve the problem of economic dispatching to reduce the emission of environmental pollutants. *Journal of Modeling in Engineering*, *21*(75), 297-307. doi: 10.22075/jme.2023.28549.2341

مقاله پژوهشی

بهینه‌سازی ضرایب الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای حل مساله توزیع بار اقتصادی جهت کاهش انتشار آلاینده‌های محیط زیست

امیرحسین عودی[۱]، شیوا یارمحمدیان [۲]، مریم حسینی [۱]، ابراهیم نعمتی لای[۱،*]

اطلاعات مقاله

دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۰۷/۰۶
بازنگری مقاله: ۱۴۰۲/۰۶/۰۳
پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۶/۱۲

واژگان کلیدی:
محیط زیست،
توزیع بار اقتصادی،
بهینه‌سازی،
الگوریتم ازدحام ذرات،
روش تاگوچی.

چکیده

مسائل زیست‌محیطی ناشی از انتشار آلاینده‌های تولید شده توسط نیروگاه‌های تولید انرژی‌الکتریکی با سوخت‌های فسیلی اخیرا به موضوعی با اهمیت تبدیل شده است. در این پژوهش، ضرایب الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) برای حل مساله توزیع بار اقتصادی جهت کاهش انتشار آلاینده‌های محیط زیست بدست آمد. مطابق با روش کلرک ضریب یادگیری شخصی برابر با ۱/۴۹۶۲ ، ضریب یادگیری کلی برابر با ۱/۴۹۶۲ و ضریب اینرسی برابر با ۰/۷۳ بدست آمد. همچنین ضریب جریمه مطابق با الگوریتم بهینه‌سازی هم‌تکاملی ازدحام ذرات(CPSO) ، برابر با ۱۵/۸ بدست آمد. در نتیجه بهینه‌سازی ضرایب توسط روش تاگوچی نشان داد که مقدار بهینه ضریب یادگیری شخصی برابر با ۱/۵ ، ضریب یادگیری کلی برابر با ۱/۵، ضریب اینرسی برابر با ۰/۷۰ و ضریب جریمه برابر با ۱۵ می‌باشد که در این حالت مقدار انتشار آلاینده‌ها نسبت به ضرایب تعیین شده توسط کلرک به میزان ٪۶/۵ و نسبت به ضرایب تعیین شده توسط الگوریتم بهینه‌سازی هم‌تکاملی، ٪۱/۲ کاهش یافت.

DOI: https://doi.org/10.22075/jme.2023.28549.2341

© 2023 Published by Semnan University Press.
This is an open access article under the CC-BY 4.0 license.(https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

۱-مقدمه

مساله توزیع بار اقتصادی (ED)، به موضوع کمینه‌سازی هزینه و آلاینده‌های محیط‌زیستی در سیستم‌های تولید انرژی الکتریکی می‌پردازد. در واقع در یک مساله توزیع بار اقتصادی، همزمان یافتن بهترین توزیع بار الکتریکی در شرایط کمینه تولید آلاینده‌های اقتصادی و یا کمینه‌سازی هزینه‌های اقتصادی بررسی می‌شود [۱]. مهم‌ترین آلاینده‌های محیط‌زیستی که در مسائل توزیع بار الکتریکی بیشتر مورد توجه قرار می‌گیرند، دی اکسید گوگرد (SO_2) و اکسیدهای نیتروژن (NO_x) می‌باشند. انتشار این آلاینده‌ها را می‌توان با یک رابطه خطی به میزان تولید انرژی الکتریکی مرتبط کرد [۲]. از برنامه‌ریزی خطی [۳و۴]، برنامه‌ریزی غیرخطی [۵] و شبکه عصبی هاپفیلد [۶-۸] می‌شود برای حل مساله توزیع بار اقتصادی استفاده کرد.

بهینه‌سازی، عبارت است از یافتن بهترین پاسخ برای یک مسئله، تحت شرایط معین. با این تعریف یک عبارت ریاضی وقتی بهینه می‌شود که بتوان مقدار متغیرهای آن را تا جایی که امکان دارد طوری تعیین کرد که مقدار آن کمینه یا بیشینه گردد. امروزه بهینه‌سازی یکی از مهم‌ترین مسائلی است که در زمینه‌های مختلف مورد مطالعه قرار می‌گیرد و همه روزه بر روش‌های جدید برای حل مسائل مربوط به بهینه‌سازی اضافه می‌گردد. برای حل مسائل توزیع بار

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: enemati@kashanu.ac.ir
۱. گروه مهندسی شیمی، دانشکده مهندسی ، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران
۲. گروه مهندسی شیمی، دانشکده مهندسی ، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران

استناد به این مقاله:
عودی, امیرحسین, یارمحمدیان, شیوا, حسینی, مریم ,و نعمتی لای ,ابراهیم. (۱۴۰۲). بهینه‌سازی ضرایب الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای حل مساله توزیع بار اقتصادی جهت کاهش انتشار آلاینده‌های محیط‌زیست . *مدل سازی در مهندسی*.(۷۵)۲۱, ۲۹۷-۳۰۷
doi: 10.22075/jme.2023.28549.2341

اقتصادی، از الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک [۹]، ازدحام ذرات [۱۱و۱۰]، شبیه‌سازی تبرید[۱۳و۱۲]، کلونی مورچگان [۱۵و۱۴] ، فاخته [۱۶] و هم‌چنین ترکیب الگوریتم‌های هوشمند بهینه‌سازی مانند ترکیب الگوریتم کلونی مورچگان و الگوریتم ژنتیک [۱۷]، ترکیب الگوریتم کلونی مورچگان و الگوریتم تپه نوردی [۱۸]، ترکیب تئوری آشوب با الگوریتم کلونی مورچگان [۱۹] استفاده شده است.

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) یک تکنیک مبتنی بر قوانین احتمال است که توسط دکتر راسل ابرهارت و دکتر جیمز کندی در سال ۱۹۹۵ ارائه شده و از رفتار اجتماعی پرندگان یا ماهی ها در پیدا کردن غذا الهام گرفته شده است [۲۰]. الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) یک روش بهینه‌سازی است که بر پایه‌ی جمعیتی از پاسخ‌های اولیه عمل می‌کند. در این روش، سیستم با حرکت دادن پاسخ‌ها در طی تکرارهای متوالی، سعی در یافتن پاسخ بهینه دارد. از جمله کاربردهای الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند می‌توان به کاربرد آن‌ها در برق، عمران، کامپیوتر، هوش مصنوعی، شیمی، کنترل، مخابرات، مواد، پزشکی و مدیریت اشاره کرد [۲۲و۲۱]. در مقایسه با روش‌های مرسوم، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) می‌تواند مسائل با اندازه بزرگ را به طور موثر حل کند. هم‌چنین در این الگوریتم و انواع مختلف آن نیازی نیست که محدودیت‌ها و توابع هدف در مسئله بهینه‌سازی لزوما پیوسته، مشتق‌پذیر، خطی و یا محدب باشند [۲۳]. هم‌چنین الگوریتم ازدحام ذرات، دارای حافظه است. به عبارتی دیگر، هر ذره از اطلاعات گذشته سود می‌برد. در حالی‌که چنین رفتاری در سایر الگوریتم‌های تکاملی وجود ندارد. در الگوریتم ازدحام ذرات، هر عضو جامعه موقعیت خود را باتوجه به تجربیات شخصی و تجربیات کل جامعه تغییر می‌دهد. در نتیجه همکاری سودمند بین ذرات وجود دارد و ذرات در گروه، اطلاعاتشان را با یکدیگر به اشتراک می‌گذارند. الگوریتم ازدحام ذرات، از الگوریتم‌های ژنتیک و کلونی مورچگان ساده‌تر می‌باشد. هم‌چنین اندازه جمعیت الگوریتم ازدحام ذرات کم‌تر از الگوریتم ژنتیک می‌باشد [۲۴].

شین-گنگ و همکارانش [۲۵]، با استفاده از ترکیب الگوریتم‌های بهینه‌سازی تفاضل تکاملی و ازدحام ذرات کوانتومی متقاطع (DE-CQPSO)، مساله‌ی توزیع بار اقتصادی در جهت کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای را حل کردند. در الگوریتم پیشنهادی به منظور دستیابی به نتایج بهتر، از یک الگوریتم کنترل تطبیقی جهت تنظیم پارامتر برای بروزرسانی احتمال تلفیق استفاده شده است. نتایج نشان داده است که شاخص ارزیابی و سرعت همگرایی الگوریتم بکار رفته بهتر از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات کوانتومی می‌باشد. لیاکوات و همکارانش [۲۶]، به کمک ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب‌تاب و ازدحام ذرات، تغییراتی در معیارهای حرکت کرم شب‌تاب ایجاد کرد و در مساله‌ی توزیع بار اقتصادی از الگوریتم پیشنهادی استفاده کرد. نتایج نشان داد که الگوریتم اصلاح شده سبب بهبود الگوریتم کرم شب‌تاب شد. ابراهیم الزوبی و همکارانش [۲۷]، از سه نسخه‌ی اصلاح شده‌ی بهینه‌سازی ازدحام ذرات با افزایش وزن، بهینه‌سازی ازدحام ذرات آشفته و بهینه‌سازی ازدحام ذرات با ضرایب شتاب متغیر جهت حل مساله‌ی توزیع بار اقتصادی استفاده کرد که نتایج نشان داد، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات با افزایش وزن از دو روش دیگر بهتر عمل می‌کند. ساهای و همکارانش [۲۸]، از شش ضریب اینرسی متفاوت جهت بهینه‌سازی ضریب اینرسی الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در مساله‌ی توزیع بار اقتصادی استفاده کرد. با وجود مطالعات زیادی که پیرامون الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات و کاربرد آن در علوم مختلف مهندسی انجام شده است، تاکنون پژوهشی که به صورت اختصاصی بهینه‌سازی ضرایب الگوریتم ازدحام ذرات را به‌صورت کمی در نظر بگیرد، ارائه نشده است. در مطالعه حاضر ضمن بهینه‌سازی ضرایب یادگیری شخصی، کلی، اینرسی و جریمه از آن‌ها برای حل مسئله توزیع بار اقتصادی در جهت کاهش انتشار آلاینده‌های محیط زیستی استفاده شده است و نتایج آن‌ها مورد مقایسه قرار گرفته است.

۲-روش تحقیق

۲-۱-تابع هدف

هدف از مسئله پخش آلایندگی، کاهش میزان آلاینده‌های خارج شده از نیروگاه‌ها است، در این صورت با توجه به این نکته که میزان آلاینده‌های خارج شده از هر نیروگاه با توان فعال تولیدی آن نیروگاه در ارتباط است، بنابراین تابع هدف به شکل معادله ۱ تعریف می‌شود [۳۰و۲۹]:

$$E(P_G) = \sum_{i=1}^{M} \alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2 \qquad (1)$$

که در آن $E(P_G)$ میزان آلاینده‌ها، α_i، β_i و γ_i ضرایب

آلایندگی ژنراتورها و n تعداد واحدهای ژنراتور می‌باشد. هم‌چنین برای حل مسئله بهینه‌سازی فوق، قیود ۲و۳ مدنظر قرار داده شد [۳۰و۲۹]:

$$P_{Gi}^{min} \le P_{Gi} \le P_{Gi}^{max} \quad (۲)$$

$$\sum_{i=۱}^{M} P_{Gi} = P_L \quad (۳)$$

که به ترتیب P_{Gi}^{min} مینیمم توان ژنراتورها، P_{Gi}^{max} ماکزیمم توان ژنراتورها و P_L، مقدار توان مورد نیاز می‌باشد. مشخصات واحد مورد بررسی در جدول ۱ آورده شده است.

۲-۲-الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات با گروهی از ذرات تصادفی آغاز می‌شود و سپس با به‌روزرسانی نسل‌ها، جستجوی بهینه انجام می‌شود. در هر تکرار، هر ذره با پیروی از بهترین مقادیر به‌روزرسانی می‌شود. ($x^{i,pbest}[t]$). بهترین موقعیت در بین تمام ذرات، از نظر جهانی بهترین است و $x^{gbest}[t]$ نامیده می‌شود.

پس از یافتن این دو مقدار، ذره، سرعت و موقعیت خود را با معادله ۴ و ۵ به روز می کند:

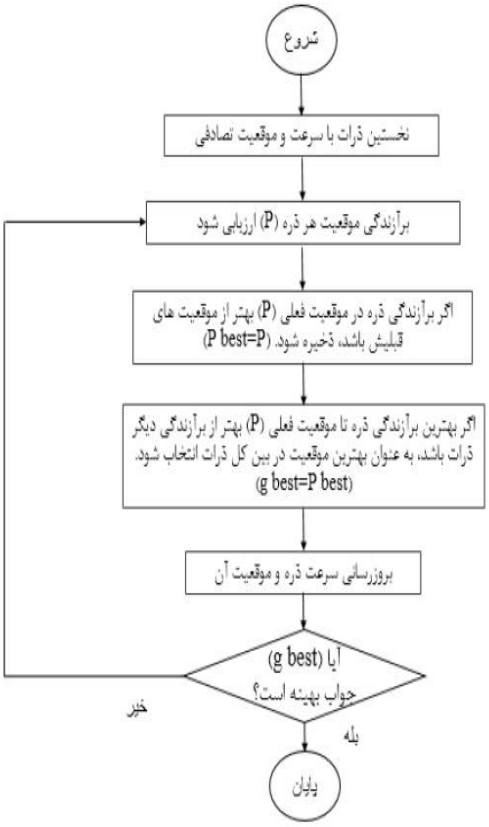
$$v^i[t+۱] = wv^i[t] + c_۱r_۱(x^{i,pbest}[t] - x^i[t]) + c_۲r_۲(x^{gbest}[t] - x^i[t]) \quad (۴)$$

$$x^i[t+۱] = x^i[t] + v^i[t+۱] \quad (۵)$$

$v^i[t+۱]$ و $x^i[t+۱]$ سرعت و موقعیت ذره (۱) در تکرار جدید است. $x^{i,pbest}[t]$ بهترین موقعیت قبلی ذره i است و $x^{gbest}[t]$ بهترین موقعیت را در بین تمام ذرات موجود نشان می‌دهد. $r_۱$و $r_۲$ یک عدد تصادفی بین صفر و یک است. $c_۱$ و $c_۲$ پارامترهای ثابت مثبت به نام ضرایب سرعت هستند. w ضریب اینرسی است که برای اطمینان از همگرایی استفاده می‌شود [۳۴-۳۱]. اخیرا الگوریتم ازدحام ذرات با موفقیت برای حل مشکل توزیع بار اقتصادی استفاده شده است، در حالی که محدودیت‌های ژنراتور و محدودیت‌های توابع هزینه را در نظر گرفته است [۳۶و۳۵]. با این حال عملکرد PSO تا حد زیادی به پارامترهای آن بستگی دارد و اغلب مشکل به دام افتادن در نقاط بهینه محلی را متحمل می شود، به‌منظور اجتناب از این معایب، روش هم‌تکاملی ازدحام ذرات (CPSO) پیشنهاد شده است [۳۸و۳۷].

جدول۱. ضرایب هزینه‌ی سوخت برای سیستم ۱۵ واحدی [۳۰و۲۹]

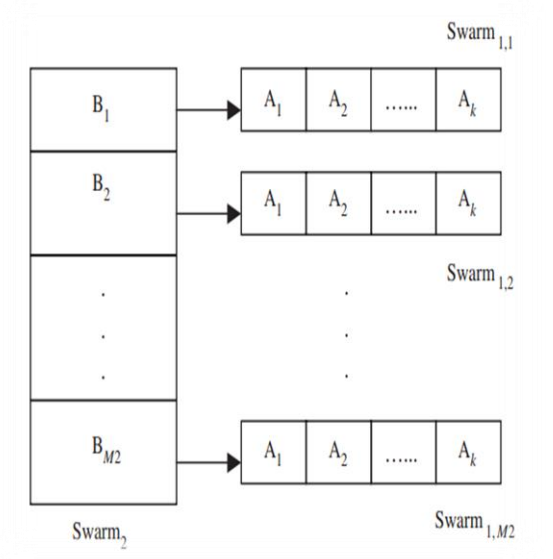
واحد تولیدی	ضرایب هزینه‌ی سوخت				
	α_i	β_i	$\gamma_i \times ۱۰^۴$	P_{Gi}^{min}	P_{Gi}^{max}
$G_۱$	۶۷۱	۱۰/۱	۲/۹۹	۱۵۰	۴۵۵
$G_۲$	۵۷۴	۱۰/۲	۱/۸۳	۱۵۰	۴۵۵
$G_۳$	۳۷۴	۸/۸	۱۱/۲۶	۲۰	۱۳۰
$G_۴$	۳۷۴	۸/۸	۱۱/۲۶	۲۰	۱۳۰
$G_۵$	۴۶۱	۱۰/۴	۲/۰۵	۱۵۰	۴۷۰
$G_۶$	۶۳۰	۱۰/۱	۳/۰۱	۱۳۵	۴۶۰
$G_۷$	۵۴۸	۹/۸	۳/۶۴	۱۳۵	۴۶۵
$G_۸$	۲۲۷	۱۱/۲	۳/۳۸	۶۰	۳۰۰
$G_۹$	۱۷۳	۱۱/۲	۸/۰۷	۲۵	۱۶۲
$G_{۱۰}$	۱۷۵	۱۰/۷	۱۲/۰۳	۲۵	۱۶۰
$G_{۱۱}$	۱۸۶	۱۰/۲	۳۵/۸۶	۲۰	۸۰
$G_{۱۲}$	۲۳۰	۹/۹	۵۵/۱۳	۲۰	۸۰
$G_{۱۳}$	۲۲۵	۱۳/۱	۳/۷۱	۲۵	۸۵
$G_{۱۴}$	۳۰۹	۱۲/۱	۱۹/۲۹	۱۵	۵۵
$G_{۱۵}$	۳۲۳	۱۲/۴	۴۴/۴۷	۱۵	۵۵



شکل۱. فلوچارت الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات [۳۹]

۲-۳-الگویتم بهینه‌سازی هم‌تکاملی ازدحام ذرات (CPSO)

به دلیل سادگی، اصل هم تکاملی (CPSO) محبوب‌ترین تکنیک برای تعیین ضریب جریمه و بررسی محدودیت‌های آن است. با توجه به دشواری اصلی تعیین ضریب جریمه مناسب، میکالوویچ و همکارش [۴۰] نشان دادند که طرح هم‌تکاملی امیدوارکننده است. کوئلو [۴۱]، مفهومی از تکامل همزمان پیشنهاد کرد که در یک الگوریتم ژنتیک گنجانده شد تا مسائل بهینه‌سازی را حل کند. مدل هم تکاملی CPSO در شکل (۱) نشان داده شده است. در مدل هم تکاملی CPSO از دو نوع ازدحام استفاده می‌شود. به‌طور خاص، یک نوع از یک ازدحام منفرد (که با $Swarm_{۲}$ نشان داده می‌شود) با اندازه $M_{۲}$ برای تطبیق پارامتر جریمه مناسب استفاده می‌شود، نوع دیگری از گروه‌های متعدد ($Swarm_{1,1}$, $Swarm_{1,2}$,... $Swarm_{1,M2}$) هرکدام با اندازه $M_{۱}$ به‌طور موازی برای جستجوی راه‌حل‌هایی برای تصمیم‌گیری مناسب استفاده می‌شوند. هر ذره B_j در $Swarm_{۲}$ مجموعه‌ای از پارامترهای جریمه برای ذرات در $Swarm_{۱,j}$ را نشان می‌دهد، که در آن هر ذره نشان‌دهنده یک راه‌حل تصمیم گیری است. بعد از این‌که تمام ذرات در $Swarm_{۲}$ مورد ارزیابی قرار گرفت، $Swarm_{۲}$ با استفاده از PSO با یک نسل تکامل می‌یابد تا یک $Swarm_{۲}$ جدید با ضریب جریمه تطبیق یابد. فرآیند تکامل همزمان، تکرار خواهد شد تا زمانی‌که یک معیار توقف از پیش تعریف شده برآورده شود. به‌عبارتی دیگر، در این روش دو نوع ازدحام به‌صورت تعاملی تکامل می‌یابند، که در آن ذرات گروه اول برای تکامل راه‌حل‌های تصمیم‌گیری استفاده می‌شود و گروه دیگری از ذرات برای تطبیق ضریب جریمه برای ارزیابی راه‌حل استفاده می‌شود. با توجه به این مدل، نه‌تنها راه حل‌های تصمیم‌گیری به‌صورت تکاملی بررسی می‌شوند، بلکه ضریب جریمه نیز به روشی خودتنظیم، تنظیم می‌شوند تا از دشواری تنظیم ضریب جریمه با روش آزمون و خطا جلوگیری شود [۴۲].



شکل۲. مدل هم تکاملی [۴۲]

۲-۴-ضریب جریمه

روش‌های بکارگیری ضریب جریمه یک مساله مقید را به یک مساله نامقید منحصربه‌فرد و یا این‌که به یک دنباله از مسائل نامقید تبدیل می‌کند. در چنین روشی که هرگونه تخطی قیود را جریمه می‌کند، قیود همراه با یک ضریب جریمه در تابع هدف واقع می‌شوند.(یعنی یک ضریب جریمه در قیود ضرب می‌شود و در تابع هدف واقع می‌شوند.) برای تفهیم ضریب جریمه، معادله ۶ با یک قید منحصربفرد $h(x) = ۰$ در نظر گرفته شده است.

$$\text{Min } f(x) \quad (۶)$$

$$\text{S. to: } h(x) = ۰ \quad (۷)$$

فرض کنید که مساله فوق با مساله نامقید ذیل جابجا شود، که در آن μ ، ضریب جریمه نامیده می‌شود.

$$\text{Min } f(x) + \mu h^{۲}(x) \qquad \mu > 0 \quad (۸)$$

توان ۲ برای $h(x)$ به خاطر مثبت بودن عبارت جریمه می‌باشد. همچنین، چنانچه مساله ماکزیمم‌کردن بود، عبارت جریمه می‌بایست یک مقدار منفی در نظر گرفته شود.

حال، معادله ۹ با قید منحصربفرد به‌شکل نامساوی در نظر گرفته شده است:

$$\text{Min } f(x) \quad (۹)$$

$$\text{S. to: } g(x) < ۰ \quad (۱۰)$$

در چنین حالتی، مساله به شکل زیر و با استفاده از یک ضریب جریمه، به یک مساله نامقید تبدیل می‌شود:

$$\text{Min } f(x) + \mu \max\{۰, g(x)\} \quad (۱۱)$$

چنانچه از قید تخطی داشته باشیم، تابع هدف متحمل جریمه خواهد شد و چنانچه قید رعایت گردد، تابع هدف هیچ‌گونه جریمه‌ای را متحمل نخواهد شد [۴۳].

۲-۵-ضریب انقباض

تعیین مقدار بهینه برای ضریب انقباض، تاثیر بسزایی در عملکرد الگوریتم ازدحام ذرات دارد. کلرک در سال ۲۰۰۰ مقداری بهینه برای ضریب انقباض تعیین کرد:

$$K = \frac{۲k}{\emptyset - ۲ + \sqrt{\emptyset^{۲} - ۴\emptyset}} \quad (۱۲)$$

$$\emptyset = \emptyset_{۱} + \emptyset_{۲} \quad (۱۳)$$

$$w = K \quad (۱۴)$$

$$= K\emptyset_{۱}c_{۱} \quad (۱۵)$$

$$= K\emptyset_{۲}c_{۲} \quad (۱۶)$$

در روابط فوق، به ترتیب $\emptyset_{۱}$ و $\emptyset_{۲}$ مقادیر ثابت و بزرگتر از صفر هستند که جهت دستیابی به مقدار بهینه پارامترهای الگوریتم ازدحام ذرات، شامل ضریب اینرسی(w)، و ضرایب یادگیری ($C_{۱}$و$C_{۲}$)، باید تنظیم شوند. کلرک پیشنهاد کرد که چنانچه مقادیر $\emptyset_{۱}$ و $\emptyset_{۲}$ را مساوی و برابر ۲/۰۵ قرار داده شود و مقدار k نیز برابر یک در نظر گرفته شود، مقدار بهینه ۰/۷۳ برای ضریب اینرسی بدست خواهد آمد [۴۴].

۲-۶-طراحی تاگوچی

طرح تاگوچی، که یک طرح فاکتوریل کسری با استفاده از آرایه متعامد است، اجازه می‌دهد تا اثرات بسیاری از فاکتورها با دو یا چند سطح بر روی پاسخ، در تعداد نسبتا کمی اجرا مورد مطالعه قرار گیرد. علاوه بر این، آرایه متعامد تجزیه و تحلیل طرح را تسهیل می‌کند. هنگامی که به درستی استفاده می‌شود، طراحی تاگوچی ممکن است روشی قدرتمند و کارآمد را برای یافتن ترکیبی بهینه از سطوح عاملی که ممکن است بهینه به دست آورند، فراهم کند. معمولا با کمک تجزیه و تحلیل دامنه، تجزیه و تحلیل واریانس یا تحلیل نسبت سیگنال به نویز، می‌توان عوامل اصلی را که تاثیر مهمی بر روی پاسخ دارند شناسایی و بهترین سطوح فاکتور را برای یک فرایند مشخص از قبل تعیین کرد. در مطالعاتی که به روش تاگوچی انجام می‌شود، از تجزیه و تحلیل واریانس (ANOVA) جهت شناسایی پارامترهایی که بر متوسط پاسخ اثر می‌گذارند، استفاده می شود. همچنین نمودارهای میانگین حاشیه‌ای در مورد هر یک از پارامترها به کار می‌رود. روش معمول شامل بررسی نمودارها و انتخاب پارامترهای برتر می‌باشد. پارامترهای برتر پارامترهایی هستند که دارای اثرات بزرگتر می‌باشند. سطوحی از این پارامترها که بهترین نتیجه را داشته باشند، به عنوان سطوح بهینه در نظر گرفته می‌شوند. و متغیر پاسخ در این سطوح محاسبه می‌گردد [۴۶و۴۵].

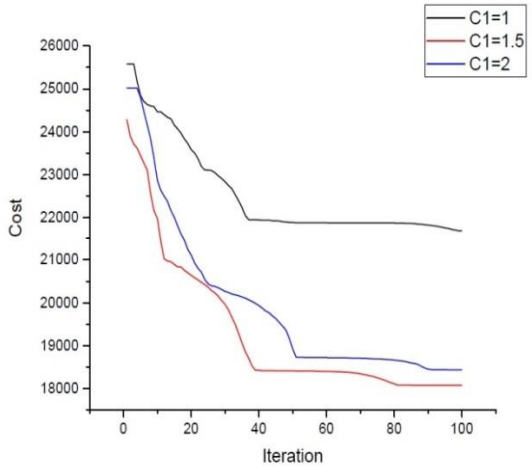
۳-نتایج

جهت بهینه‌سازی ضرایب یادگیری شخصی، یادگیری کلی، اینرسی و ضریب جریمه در مرحله اول یک آنالیز حساسیت انجام شد. چهار حالت مورد بررسی قرار گرفت. در حالت ۱ ضریب $c_{۱}$، در حالت ۲ ضریب $c_{۲}$، در حالت ۳ ضریب اینرسی و در حالت ۴ ضریب جریمه به عنوان متغیر برای انجام آنالیز حساسیت در نظر گرفته شده است. جدول ۲ حالتهای مختلف آنالیز حساسیت را نشان می‌دهد.

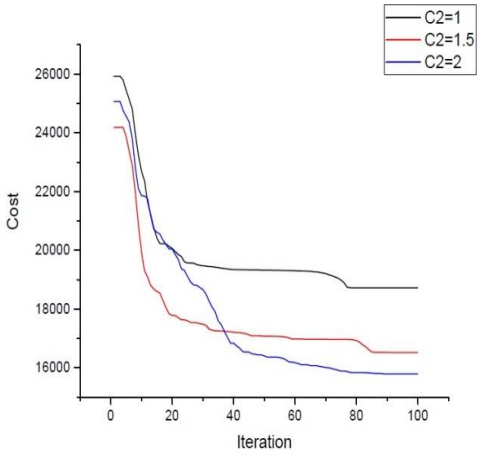
جدول۲. آنالیز حساسیت

حالت	c_1	c_2	w	μ
	۱/۰	۱/۰	۰/۵	۹/۰
۱	۱/۵	۱/۰	۰/۵	۹/۰
	۲/۰	۱/۰	۰/۵	۹/۰
	۱/۰	۱/۰	۰/۵	۹/۰
۲	۱/۰	۱/۵	۰/۵	۹/۰
	۱/۰	۲/۰	۰/۵	۹/۰
	۱/۰	۱/۰	۰/۵	۹/۰
۳	۱/۰	۱/۰	۰/۷	۹/۰
	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۹/۰
	۱/۰	۱/۰	۰/۵	۹/۰
۴	۱/۰	۱/۰	۰/۵	۱۲/۰
	۱/۰	۱/۰	۰/۵	۱۵/۰

مطابق شکل (۳) ، بهترین مقدار برای ضریب c_1 بین دو مقدار ۱ و ۲ می‌باشد.



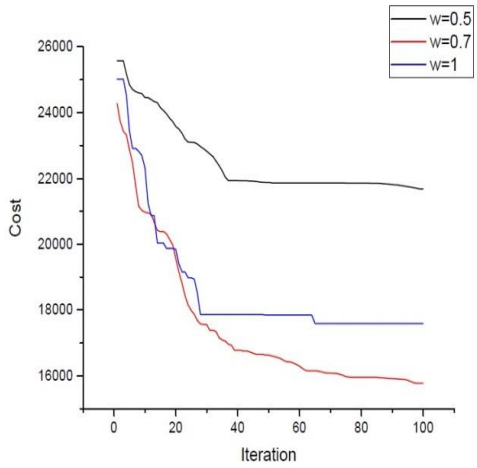
شکل۳. اثر ضریب یادگیری شخصی روی الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات



شکل۴. اثر ضریب یادگیری کلی روی الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

مطابق شکل (۴)، با افزایش ضریب c_2 مقدار تابع هزینه کاهش یافته است، بنابراین باید مقدار c_2 را نزدیک به ۲ انتخاب کرد.

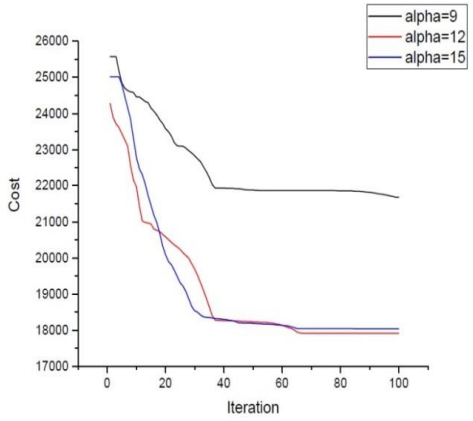
مطابق شکل (۵) ، مقدار بهینه‌ی ضریب w بین ۰/۵ و ۱ باید انتخاب شود.



شکل۵. اثر ضریب اینرسی روی الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

مطابق شکل(۶) ، ضریب جریمه باید مقداری بیشتر از عدد ۹ تعیین گردد.

در ادامه جهت تعیین مقدار بهینه‌ی هر یک از پارامترها، از روش طراحی آزمایش‌ها به کمک روش تاگوچی استفاده شد. به ترتیب هر یک از پارامترها در سه سطح مطابق با جدول ۳ در یک آرایه‌ی L_9 و با سه بار تکرار هر آزمایش، به کمک نرم‌افزار Qualitek-4 اجرا شد و نتایج در جدول ۳ با سایر روش‌ها مقایسه شد.



شکل۶. اثر ضریب جریمه روی الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

جدول ۴ ، نتایج نهایی بهینه‌سازی پارامترهای الگوریتم ازدحام ذرات در مساله توزیع بار اقتصادی را نشان می‌دهد.

در حالت ۱ مقدار عددی ضرایب را نویسندگان تعیین کردند که در این حالت مقدار تابع هزینه برابر با ۱۶۸۷۸/۰۳ شد. در حالت ۲ مقادیر هر یک از ضرایب c_1 ، c_2 و w توسط روش کلرک تنظیم شد که مقدار تابع هزینه برابر با ۱۶۷۳۸/۷۷ بدست آمد. در حالت ۳ ، ضریب جریمه به روش CPSO بدست آمد که در این حالت تابع هزینه برابر با ۱۵۸۳۴/۹۰ شد. در حالت ۴ ، جهت تایید مقادیر بهینه هر یک از پارامترها که در حالت ۲ و ۳ بدست آمد، با استفاده از روش طراحی آزمایش‌های تاگوچی، مقدار بهینه‌ی هریک از پارامترها بدست آمد که با توجه به اینکه در این حالت مقدار تابع هزینه برابر با ۱۵۶۵۱/۵۳ شد و نسبت به سه حالت قبلی، کمترین مقدار را دارا می‌باشد، بنابراین نتیجه می‌گیریم که ضرایب بدست آمده در حالت ۴، مقادیر بهینه می‌باشد.

جدول۳. آزمایش‌های انجام شده در طراحی تاگوچی

اجرا	c_1	c_2	w	μ	E_1	E_2	E_3
۱	۱/۰۰	۱/۰۰	۰/۵۰	۹/۰۰	۲۱۶۷۸/۴۲	۱۷۹۱۱/۰۵	۱۸۰۳۱/۴۱
۲	۱/۰۰	۱/۵۰	۰/۷۰	۱۲/۰۰	۱۵۷۰۰/۴۵	۱۶۶۳۲/۱۲	۱۶۳۵۱/۵۰
۳	۱/۰۰	۲/۰۰	۱/۰۰	۱۵/۰۰	۱۶۸۱۱/۵۴	۱۷۲۹۹/۷۴	۱۷۲۹۴/۵۴
۴	۱/۵۰	۱/۰۰	۰/۷۰	۱۵/۰۰	۱۶۰۲۳/۰۶	۱۵۹۹۰/۸۵	۱۶۷۹۴/۶۹
۵	۱/۵۰	۱/۵۰	۱/۰۰	۹/۰۰	۱۷۲۹۵/۴۶	۱۶۹۴۸/۳۸	۱۷۴۷۱/۲۳
۶	۱/۵۰	۲/۰۰	۰/۵۰	۱۲/۰۰	۱۵۵۳۰/۰۹	۱۵۵۲۸/۵۸	۱۶۱۶۳/۴۴
۷	۲/۰۰	۱/۰۰	۱/۰۰	۱۲/۰۰	۱۷۲۱۷/۵۸	۱۷۶۱۶/۸۲	۱۸۰۸۶/۵۷
۸	۲/۰۰	۱/۵۰	۰/۵۰	۱۵/۰۰	۱۶۵۲۰/۱۱	۱۵۵۸۵/۸۶	۱۵۹۴۲/۱۸
۹	۲/۰۰	۲/۰۰	۰/۷۰	۹/۰۰	۱۷۴۸۵/۸۰	۱۶۴۲۵/۹۲	۱۶۷۲۱/۳۹

جدول ۴. نتایج حاصل از حل مساله توزیع اقتصادی

حالت	c_1	c_2	w	μ	E
۱	۲/۰۰۰۰	۲/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱۰/۰۰۰۰	۱۶۸۷۸/۰۳۰۰
۲	۱/۴۹۶۲	۱/۴۹۶۲	۰/۷۳۰۰	۱۰/۰۰۰۰	۱۶۷۳۸/۷۷۰۰
۳	۱/۴۹۶۲	۱/۴۹۶۲	۰/۷۳۰۰	۱۵/۸۰۰۰	۱۵۸۳۴/۹۰۰۰
۴	۱/۵۰۰۰	۱/۵۰۰۰	۰/۷۰۰۰	۱۵/۰۰۰۰	۱۵۶۵۱/۵۳۰۰

۴-بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش، ضرایب الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای حل مساله توزیع بار اقتصادی جهت کاهش انتشار آلاینده‌های محیط زیست حل شد. در ابتدا فرمولاسیون مساله انجام شد و مطابق با تابع هدف ۱ و قیدهای ۲ و ۳ مساله با ضرایب دلخواه مطابق با حالت ۱ در جدول ۴ در نرم‌افزار متلب ورژن ۲۰۱۵ حل شد، که مقدار تابع هدف برابر با ۱۶۸۷۸/۰۳ شد. سپس ضرایب یادگیری شخصی(c_1) و یادگیری کلی (c_2) و اینرسی(w) به کمک روش پیشنهادی کلرک بدست آمد و مطابق با حالت ۲ در جدول ۴ مقدار تابع هدف در برابر با ۱۶۷۳۸/۷۷ شد که نسبت به حالت ۱ بهینه‌تر می‌باشد. سپس به کمک الگوریتم هم‌تکاملی ازدحام ذرات (CPSO)، مقدار بهینه‌ی ضریب جریمه بدست آمد که مطابق با حالت ۳ در جدول ۴، مقدار تابع هزینه برابر با ۱۵۸۳۴/۹۰ که نسبت به دو حالت قبلی مقدار بهینه‌تری می‌باشد. در نهایت جهت اطمینان از اینکه آیا مقادیر بدست آمده بهینه می‌باشند یا خیر، به کمک روش طراحی آزمایش‌های تاگوچی، در سه سطح و با ۳ تکرار برای هر آزمایش، مقادیر بهینه مطابق با حالت ۴ در جدول ۴ بدست آمد که تابع هزینه در این حالت برابر با ۱۵۶۵۱/۵۳ می‌باشد. نتایج بدست آمده از روش تاگوچی نشان می‌دهد که چنانچه برای حل مساله بار اقتصادی، مقدار ضرایب یادگیری شخصی، یادگیری کلی و اینرسی به ترتیب برابر با ۱/۵ و ۱/۵ و ۰/۷۰ و مقدار ضریب جریمه برابر ۱۵ قرار داده شود، مقدار کمینه تابع هزینه جهت کاهش انتشار آلاینده‌های محیط زیستی بدست می‌آید.

علائم اختصاری

c_1	ضریب یادگیری شخصی
c_2	ضریب یادگیری کلی
E	مقدار تابع هزینه
K	ضریب انقباض
w	ضریب اینرسی
μ	ضریب جریمه
P_G	توان ژنراتور
V	سرعت حرکت ذره
X	موقعیت ذره

مراجع

[1] Hetzer, John, C. Yu David, and Kalu Bhattarai. "An economic dispatch model incorporating wind power." IEEE Transactions on energy conversion 23, no. 2 (2008): 603-611.

[2] Wang, Lingfeng, and Chanan Singh. "Environmental/economic power dispatch using a fuzzified multi-objective particle swarm optimization algorithm." Electric Power Systems Research 77, no. 12 (2007): 1654-1664.

[3] Lin, Chin E., and G. L. Viviani. "Hierarchical economic dispatch for piecewise quadratic cost functions." IEEE transactions on power apparatus and systems 6 (1984): 1170-1175.

[4] Farag, Ahmed, Samir Al-Baiyat, and T. C. Cheng. "Economic load dispatch multiobjective optimization procedures using linear programming techniques." IEEE Transactions on Power systems 10, no. 2 (1995): 731-738.

[5] Rifaat, Rasheek M. "Economic dispatch of combined cycle cogeneration plants with environmental constraints." In Proceedings of EMPD'98. 1998 International Conference on Energy Management and Power Delivery (Cat. No. 98EX137), vol. 1, pp. 149-153. IEEE, 1998.

[6] Park, J. H., Y. S. Kim, I. K. Eom, and K. Y. Lee. "Economic load dispatch for piecewise quadratic cost function using Hopfield neural network." IEEE transactions on power systems 8, no. 3 (1993): 1030-1038.

[7] Lee, Kwang Y., Arthit Sode-Yome, and June Ho Park. "Adaptive Hopfield neural networks for economic load dispatch." IEEE transactions on power systems 13, no. 2 (1998): 519-526.

[8] Jayabarathi, T., K. Jayaprakash, D. N. Jeyakumar, and T. Raghunathan. "Evolutionary programming techniques for different kinds of economic dispatch problems." Electric power systems research 73, no. 2 (2005): 169-176.

[9] Savsani, Vimal, R. V. Rao, and D. P. Vakharia. "Optimal weight design of a gear train using particle swarm optimization and simulated annealing algorithms." Mechanism and machine theory 45, no. 3 (2010): 531-541.

[10] Shieh, Horng-Lin, Cheng-Chien Kuo, and Chin-Ming Chiang. "Modified particle swarm optimization algorithm with simulated annealing behavior and its numerical verification." Applied Mathematics and Computation 218, no. 8 (2011): 4365-4383.

[11] Kıran, Mustafa Servet, Eren Özceylan, Mesut Gündüz, and Turan Paksoy. "A novel hybrid approach based on particle swarm optimization and ant colony algorithm to forecast energy demand of Turkey." Energy conversion and management 53, no. 1 (2012): 75-83.

[12] Rahmani, Rasoul, Rubiyah Yusof, Mohammadmehdi Seyedmahmoudian, and Saad Mekhilef. "Hybrid technique of ant colony and particle swarm optimization for short term wind energy forecasting." Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics 123 (2013): 163-170.

[13] Lee, Zne-Jung, Shun-Feng Su, Chen-Chia Chuang, and Kuan-Hung Liu. "Genetic algorithm with ant colony optimization (GA-ACO) for multiple sequence alignment." Applied Soft Computing 8, no. 1 (2008): 55-78.

[14] Lim, Andrew, Jing Lin, Brian Rodrigues, and Fei Xiao. "Ant colony optimization with hill climbing for the bandwidth minimization problem." Applied Soft Computing 6, no. 2 (2006): 180-188.

[15] Gong, Wei, and Shoubin Wang. "Chaos ant colony optimization and application." In 2009 fourth international conference on internet computing for science and engineering, pp. 301-303. IEEE, 2009. [16] Armaghani, Saber, and Nima Amjady. "Multi-objective Multi-area Environmental and Economic Dispatch Using Cuckoo Optimization Algorithm." Journal of Modeling in Engineering 12, no. 37 (2014): 89-104.

[17] Juang, Chia-Feng. "A hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization for recurrent network design." IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics) 34, no. 2 (2004): 997-1006.

[18] Pluhacek, Michal, Roman Senkerik, Donald Davendra, Zuzana Kominkova Oplatkova, and Ivan Zelinka. "On the behavior and performance of chaos driven PSO algorithm with inertia weight." Computers & Mathematics with Applications 66, no. 2 (2013): 122-134.

[19] Pluhacek, Michal, Roman Senkerik, Ivan Zelinka, and Donald Davendra. "Chaos PSO algorithm driven alternately by two different chaotic maps-An initial study." In 2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 2444-2449. IEEE, 2013.

[20] Emara, Hassan M., Wesam Elshamy, and Ahmed Bahgat. "Parameter identification of induction motor using modified particle swarm optimization algorithm." In 2008 IEEE International Symposium on Industrial Electronics, pp. 841-847. IEEE, 2008.

[21] Zeng, Nianyin, Zidong Wang, Yurong Li, Min Du, and Xiaohui Liu. "A hybrid EKF and switching PSO algorithm for joint state and parameter estimation of lateral flow immunoassay models." IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics 9, no. 2 (2011): 321-329.

[22] Ebrahimi, Ali, Ahmad Hajipour, and Hamidreza Tavakoli. "Localization in IoT by using Fractional Order Chaotic Particle Swarm Algorithm Optimization." Journal of Modeling in Engineering 18, no. 60 (2020): 157-168.

[23] Xiang, Tao, Weimin Zhang, and Fei Chen. "A verifiable PSO algorithm in cloud computing." In 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), pp. 190-193. IEEE, 2014.

[24] Sumathi, Sai, and Surekha Paneerselvam. Computational intelligence paradigms: theory & applications using MATLAB. crc Press, 2010.

[25] Xin-gang, Zhao, Liang Ji, Meng Jin, and Zhou Ying. "An improved quantum particle swarm optimization algorithm for environmental economic dispatch." Expert Systems with Applications 152 (2020): 113370.

[26] Liaquat, Sheroze, Muhammad Salman Fakhar, Syed Abdul Rahman Kashif, and Omer Saleem. "Statistical analysis of accelerated PSO, firefly and enhanced firefly for economic dispatch problem." In 2021 6th International Conference on Renewable Energy: Generation and Applications (ICREGA), pp. 106-111. IEEE, 2021.

[27] Alzubi, Ibrahim, Hussein MK Al-Masri, and Ahmad Abuelrub. "Modified Particle Swarm Optimization Algorithms for Solving Economic Load Dispatch." In 2022 3rd International Conference on Smart Grid and Renewable Energy (SGRE), pp. 1-5. IEEE, 2022.

[28] Sahay, Shuvam, Ramanaiah Upputuri, and Niranjan Kumar. "Execution Analysis of Particle Swarm Optimization Technique by Using Different Inertia Weight Factors to Resolve Combined Economic and Emission Dispatch Problems." In Control Applications in Modern Power Systems: Select Proceedings of EPREC 2021, pp. 233-240. Singapore: Springer Nature Singapore, 2022.

[29] Gaing, Zwe-Lee. "Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints." IEEE transactions on power systems 18, no. 3 (2003): 1187-1195.

[30] Gaing, Zwe-Lee. "Closure to" Discussion of'Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints'"." IEEE Transactions on Power Systems 19, no. 4 (2004): 2122-2123.

[31] Zhang, Yudong, and Lenan Wu. "A hybrid TS-PSO optimization algorithm." Journal of Convergence Information Technology 6, no. 5 (2011): 169-174.

[32] Shi, Yuhui, and Russell Eberhart. "A modified particle swarm optimizer." In 1998 IEEE international conference on evolutionary computation proceedings. IEEE world congress on computational intelligence (Cat. No. 98TH8360), pp. 69-73. IEEE, 1998.

[33] Shi, Yuhui, and Russell C. Eberhart. "Empirical study of particle swarm optimization." In Proceedings of the 1999 congress on evolutionary computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406), vol. 3, pp. 1945-1950. IEEE, 1999.

[34] Angeline, Peter J. "Using selection to improve particle swarm optimization." In 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No. 98TH8360), pp. 84-89. IEEE, 1998.

[35] Gaing, Zwe-Lee. "Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints." IEEE transactions on power systems 18, no. 3 (2003): 1187-1195.

[36] Park, Jong-Bae, Ki-Song Lee, Joong-Rin Shin, and Kwang Y. Lee. "A particle swarm optimization for economic dispatch with nonsmooth cost functions." IEEE Transactions on Power systems 20, no. 1 (2005): 34-42.

[37] Angeline, Peter J. "Evolutionary optimization versus particle swarm optimization: Philosophy and performance differences." In International conference on evolutionary programming, pp. 601-610. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1998.

[38] Liu, Bo, Ling Wang, Yi-Hui Jin, Fang Tang, and De-Xian Huang. "Improved particle swarm optimization combined with chaos." Chaos, Solitons & Fractals 25, no. 5 (2005): 1261-1271.

[39] Sarangi, Saumendra. "Particle Swarm Optimisation applied to Economic Load Dispatch problem." PhD diss., 2009.

[40] Michalewicz, Zbigniew. "A survey of constraint handling techniques in evolutionary computation methods." (1995).

[41] Coello, Carlos A. Coello. "Use of a self-adaptive penalty approach for engineering optimization problems." Computers in Industry 41, no. 2 (2000): 113-127.

[42] He, Qie, and Ling Wang. "An effective co-evolutionary particle swarm optimization for constrained engineering design problems." Engineering applications of artificial intelligence 20, no. 1 (2007): 89-99.

[43] Cai, Jianbo, and GEORG THIERAUF. "Discrete optimization of structures using an improved penalty function method." Engineering Optimization 21, no. 4 (1993): 293-306.

[44] Pranava, G., and P. V. Prasad. "Constriction coefficient particle swarm optimization for economic load dispatch with valve point loading effects." In 2013 international conference on power, energy and control (ICPEC), pp. 350-354. IEEE, 2013.

[45] Arunkumar, S. P., C. Prabha, Rajasekaran Saminathan, Jabril A. Khamaj, M. Viswanath, C. Kevin Paul Ivan, Ram Subbiah, and P. Manoj Kumar. "Taguchi optimization of metal inert gas (MIG) welding parameters to withstand high impact load for dissimilar weld joints." Materials Today: Proceedings 56 (2022): 1411-1417.

[46] Naimi Sadigh, Ali, and Puria Vafadoust Sabzevar. "CONSTRAINED PORTFOLIO SELECTION OPTIMIZATION USING CALIBRATED GENETIC ALGORITHM." Journal of Modeling in Engineering 12, no. 38 (2014): 1-13.