



## مقایسه پخش بار اقتصادی زیست محیطی با استفاده از بهینه سازی جستجوی

### پیمایش معکوس و الگوریتم ژنتیک

محمد هادی توفیقی<sup>1</sup>، مجید اکبری<sup>2</sup>، احسان بیات<sup>3</sup>

<sup>1</sup> کارشناسی ارشد برق قدرت، دانشگاه آزاد علوم و تحقیقات تهران  
m.hadi.tofighi@gmail.com

<sup>2</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد برق قدرت، موسسه آموزش عالی شهاب دانش  
majidakbari.seo@gmail.com

<sup>3</sup> کارشناسی ارشد برق قدرت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد همدان  
ehsanbayat1990@gmail.com

#### چکیده

این مقاله راه حلی برای مشکل پخش بار اقتصادی زیست محیطی (EELD) برای واحدهای حرارتی سیستم قدرت با استفاده از دو روش بهینه سازی جستجوی پیمایش معکوس (BSA) و الگوریتم ژنتیک (GA) ارائه می‌دهد. مواد آلاینده مانند  $NO_x$ ، قید تعادل توان، و قید نامی عملیاتی در اینجا لحاظ شده است. هدف بهینه سازی جستجوی پیمایش معکوس پیدا کردن یک راه حل بهینه سراسری متاثر از عملکرد جدید جهش و تولید مثل می‌باشد. BSA قادر به کار با مسائل چند بعدی است که این از قدرت اکتشافی و سودمندی آن نشأت می‌گیرد. BSA به دور از حساست زیاد به پارامترهای کنترلی است زیرا فقط یک پارامتر کنترلی دارد. عملکرد BSA با الگوریتم ژنتیک از لحاظ کیفیت جواب بدست آمده و بازده محاسباتی مقایسه شده است. نتایج شبیه سازی نشان می‌دهند که کارایی و عملکرد پخش بار اقتصادی زیست محیطی با استفاده از بهینه سازی جستجوی پیمایش معکوس بسیار بهتر از الگوریتم ژنتیک می‌باشد.

**کلمات کلیدی:** بهینه سازی جستجوی پیمایش معکوس، الگوریتم ژنتیک، پخش بار اقتصادی زیست محیطی، بهینه سازی

چند هدفه

#### 1. مقدمه

مسئله پخش بار اقتصادی سنتی (ELD) یک مسئله بهینه سازی است که به دنبال یافتن بهترین واحدهای تولید موجود جهت تامین توان به شیوه ای مطمئن، سودمند و کم هزینه می‌باشد. در حالی قیود تساوی و نامساوی متعددی بایستی برآورده شوند. منیوم کردن هزینه سوخت پخش بار اقتصادی زمانی که آلاینده های زیست محیطی نیز در عملکرد نیروگاه های مختلف دخیل هستند، ناکافی می‌باشد. بدلیل افزایش سطح آگاهی از حفاظت از محیط زیست از سال 1970 ضمن اعمال برخی راهکارهای کنترلی، نیروگاه‌ها نسبت به تولید آلاینده هایی نظیر  $SO_x$  و  $CO_x$  و  $NO_x$  و غیره در مطالعات ELD سیستم

قدرت محدود شده اند تا مینیمم سطح آلاینده‌ها همراه با ارزانترین انرژی موجب شود. مسئله پخش اقتصادی زیست محیطی (EED) نقش مهمی در تعیین مقدار بهینه توان تولیدی برای واحدهای تولید مبتنی بر سوخت های فسیلی در سیستم می‌باشد طوری که سطح آلاینده‌ها مینیمم شود. با این حال، مسائل EED نمی‌توانند با روش های بهینه سازی سنتی تک هدفه کنترل شوند. پس، مفهوم پخش بار اقتصادی زیست محیطی در قالب یک مسئله بهینه سازی غیرخطی چند هدفه با در نظر گرفتن توابع هدف هزینه تولید و نیز سطح آلاینده‌ها (بطور همزمان) ضمن لحاظ نمودن انواع قیود مساوی و نامساوی مطرح و پیاده سازی شده است.

در سال 1986 اولین اثر از تلاش های قوی در زمینه حل مسئله EED با در نظر گرفتن آلاینده‌ها به عنوان بهینه سازی تک هدفه در (Broadesky SF, 1986) مطرح شد. راهکارهای متعددی بصورت بهینه سازی چندهدفه به منظور کمینه کردن همزمان هزینه تولید و کنترل آلاینده‌ها در (Nanda J, 1988) و (Yokoyama R, 1988) معرفی شده است. El-Keib و همکاران امر آلودگی هوا را در مسئله پخش بار اقتصادی اعمال نمودند (El-Keib AA, 1994). Nanda و همکاران از روش های کلاسیک در EELD به عنوان یک مسئله بهینه سازی چند هدفه به منظور مینیمم کردن همزمان هزینه تولید و میزان آلاینده استفاده کردند (Nanda J L. H., 1994). حفاظت اقتصادی، امنیتی و زیست محیطی در (Talaq JH, 1994) بحث شده است. در مراجع (Dhillon JS, 1993) و (Chang CS, 1995) از هزینه تولید و میزان آلاینده‌ها به عنوان تابع هدف تکی استفاده شده است. مسائل بهینه سازی سیستم های قدرت واقعی اغلب با توجه به پیچیدگی بالای آن‌ها و گنگ بودنشان، بغرنج هستند. راهکار برنامه ریزی درجه 2 در مسائل پخش بار اقتصادی و زیست محیطی در (Danaraj RMS, 2005) پیاده سازی شده است. در (Fonseca CM, 1995) برای حل مسئله پخش بار اقتصادی و زیست محیطی با در نظر گرفتن آلاینده‌ها به عنوان قید برای تابع هدف اول یا لحاظ نمودن هزینه تولید به عنوان تابع هدف دوم یک مسئله بهینه سازی چندهدفه استفاده کرده اند. در (Wei (Wei YM, 2008) و همکاران در مورد کمینه سازی اکسید کربن به عنوان آلاینده منتشر شده برای رسیدن به جواب بهتر بحث کرده اند. عیب اصلی روش های تکاملی، هوش مصنوعی و سایر الگوریتم های الهام گرفته از طبیعت و نیز مبتنی بر جمعیت محاسبات پیچیده و استفاده از پارامترهای متعدد می‌باشد. به علاوه، روش های بهینه سازی که برای حل مسئله EELD پیشنهاد شده است، پیچیدگی اجرای آن‌ها نشان می‌دهد که لزوم توسعه الگوریتم های موثر جهت مشخص نمودن جواب بهینه بصورت دقیق و موثر (از نظر محاسباتی) وجود دارد. در این مقاله ما از دو روش بهینه سازی جستجوی پیمایش معکوس و الگوریتم ژنتیک برای پخش بار اقتصادی زیست محیطی استفاده کرده ایم و برای تست و مقایسه دو روش پیشنهادی داده های هزینه سوخت و تلفات خط و هزینه محیط زیست مربوط به 6 واحد نیروگاهی در یک شبکه قدرت بررسی شده است. بخش دوم مقاله فرمول بندی ریاضی EELD خلاصه ای از فرمول بندی ریاضی انواع مختلف مسائل EELD را فراهم می‌سازد. در بخش سوم الگوریتم ژنتیک توضیح داده شده است و در بخش چهارم مفاهیم الگوریتم جستجوی پیمایش معکوس توضیح داده شده است. در بخش پنجم مقاله نتایج شبیه سازی آورده شده است. و در بخش ششم نتیجه گیری از مقاله آورده شده است.

## 2. فرمول بندی ریاضی مسائل EELD

توابع هدف و قیود زیر برای مسئله EELD لحاظ شده اند.

پخش بار اقتصادی

هزینه سوخت  $F_1$  برای مسئله پخش بار اقتصادی بصورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$F_1 = \left( \sum_{i=1}^N F_i(P_i) \right) = \left( \sum_{i=1}^N a_i + b_i P_i + c_i P_i^2 + |e_i \times \sin\{f_i \times (P_{i \min} - P_i)\}| \right) \quad \$/h \quad (1)$$

که  $F_i(P_i)$  هزینه ی سوخت ژنراتور به ازای توان خروجی  $P_i$  می باشد؛  $a_i, b_i$  و  $c_i$  نیز ضرایب هزینه سوخت برای ژنراتور  $i$ ام می باشد؛  $N$  تعداد ژنراتورها است. تابع هدف (1) طبق قیود زیر مینیمم می شود:

$$\sum_{i=1}^N P_i - (P_D + P_L) = 0 \quad (2)$$

تلفات شبکه انتقال کل  $P_L$  می تواند با استفاده از ضرایب  $B$  بصورت زیر بیان شود:

$$P_L = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_i B_{ij} P_j + \sum_{i=1}^N B_{oi} P_i + B_{oo} \quad (3)$$

قیود ظرفیت ژنراتور

هر توان تولیدی  $P_i$  بایستی در محدوده مجاز بین حد پایین  $P_i^{\min}$  و حد بالای  $P_i^{\max}$  قرار داشته باشد، پس:

$$P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max} \quad (4)$$

پخش آلاینده اقتصادی

مسئله پخش آلاینده اقتصادی برای آلاینده های گازی  $NO_x$  می تواند بصورت زیر تعریف شود:

$$F_2 = \left( \sum_{i=1}^N FX_i(P_i) \right) = \left( \sum_{i=1}^N 10^{-2} (\alpha_i + \beta_i P_i + \gamma_i P_i^2) + \xi_i \exp(\lambda_i P_i) \right) \quad \text{Ton/h} \quad (5)$$

که  $F_2$  کل مقدار  $NO_x$  آزاد شده از سیستم بر حسب  $kg/h$  یا  $ton/h$  می باشد؛  $FX_i(P_i)$  تابع آلاینده ژنراتور به ازای تولید توان  $P_i$  خروجی می باشد؛  $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$  و  $\lambda_i$  ضرایب انتشار آلاینده برای ژنراتور  $i$ ام می باشد. معادله فوق طبق قیود اشاره شده در معادلات (2) و (4) مینیمم می شود.

EELD به دنبال ایجاد تعادل بین هزینه سوخت و انتشار آلاینده ها می باشد. مسئله EELD را می توان بصورت زیر فرمول بندی نمود:

$$\text{Minimize } C(f_1, f_n) \quad (6)$$

که  $n$  می تواند 2 یا 3 یا بیشتر باشد؛ بسته به اینکه تعداد توابع هدف چند تا می باشد. این معادله طبق معادلات (2) و (4) مینیمم می شود. مسئله پخش آلاینده و پخش بار اقتصادی از نظر ماهیت در تضاد با هم هستند. پخش بار اقتصادی سعی در مینیمم کردن هزینه سوخت دارد بدون اینکه به نرخ آلاینده ها توجهی داشته باشند. پخش آلاینده اقتصادی نیز برعکس، سعی در کاهش آلاینده های کل سیستم را دارد و این امر معمولاً باعث افزایش هزینه بهره برداری سیستم می شود. چون پخش بار آلاینده اقتصادی (EELD) بدنبال ایجاد تعادل همزمان در هزینه ی سوخت و انتشار آلاینده ها می باشد، این مسئله می تواند بصورت یک مسئله بهینه سازی چندهدفه بررسی شود. بهینه سازی چندهدفه فوق می تواند با استفاده از تئوری مجموعه های فازی همراه با هر روش معمولی، روش مجموع وزن دار، و هر روش دیگری حل شود (Hota PK, 2010) و (Niknam T, 2011).

اخیراً، برای پیدا کردن جواب با بهترین مصالحه یک روش در مرجع (Rajasomashekar S, 2012) معرفی شده است که بر معایب روش های فعلی غلبه شده است. تابع هدف بصورت زیر نمایش داده می شود:

$$\text{Min } C = w \left[ \frac{\sum_{i=1}^n F_i(P_i) - F_{1 \min}}{F_{1 \max} - F_{1 \min}} \right] + (1 - w) \left[ \frac{\sum_{i=1}^n F_{Xi}(P_i) - F_{2 \min}}{F_{2 \max} - F_{2 \min}} \right] \quad (7)$$

که  $F_{Xi}(P_i)$  مقدار آلاینده و  $F_i(P_i)$  نشان دهنده ی هزینه ی کلی ژنراتورها می باشد. مقادیر  $F_{1 \max}$  و  $F_{2 \max}$  و  $F_{1 \min}$  و  $F_{2 \min}$  می توانند پس از حل مسائل ELD و EED بدست می آیند. چون تابع هدف هزینه سوخت و آلاینده ماهیت متناقضی دارند. در نتیجه، حل مسئله ی ELD مقادیر  $F_{2 \max}$  و  $F_{1 \min}$  را ارائه خواهد داد. بطور مشابه حل مسئله EED نیز جواب  $F_{1 \max}$  و  $F_{2 \min}$  را ارائه می دهد.

### 3. الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک (GA) روش مستقیم، موازی، تصادفی برای جستجو سراسری و بهینه سازی است، که از تکامل موجودات زنده تعریف شده توسط چارلز داروین تقلید می کند GA بخشی از گروه الگوریتم های تکاملی می باشد. الگوریتم ژنتیک الگوریتم جستجوی بر اساس مکانیسم انتخاب طبیعی و ژنتیک طبیعی است (L.Davis, 1991) و (Babaei, 2011).

چهار تفاوت مهم GA در مقایسه با دیگر روش های بهینه سازی متداول عبارتند از هستند:

- GA نه یک نقطه بلکه یک جمعیت از نقاط به صورت موازی، راجستجو می کند.
  - GA به اطلاعات مشتق شده و یا دیگر اطلاعات کمکی نیاز ندارد و فقط تابع هدف و سطح سازگاری متناظر به مسیر جستجو تاثیر می گذارد.
  - از GA در قواعد گذرای احتمالی، که قطعی نیست استفاده می شود.
  - GA پارامتر تنظیم شده را به جای پارامتر خود تنظیم رمز گذاری می کند (به جز در جایی که مقدار واقعی افراد استفاده می شود). اپراتورهای ژنتیک به سه دسته بندی اصلی انتخاب، تولید مثل و جهش تقسیم می شوند.
  - انتخاب: انتخاب افراد اصلح جمعیت فعلی که در ایجاد جمعیت بعدی استفاده می شود.
  - 2. تولید مثل: علل جفت، و یا گروه های بزرگتر از افراد برای تبادل اطلاعات ژنتیکی با یکدیگر است.
  - 3. جهش: علل بازنمودهای ژنتیکی فرد که با توجه به برخی از قواعد احتمالی تغییر کرده است.
- الگوریتم ژنتیک برای همگرایی به مقدار بهینه جهانی از روش های بهینه سازی متداول است، الگوریتم ژنتیک می تواند ناپیوستگی ها را نیز تحمل کند و تابع نویز را ارزیابی کند (L.Abdel-magid, 1996).

### 4. بهینه سازی جستجوی پیمایش معکوس

این بخش به معرفی یک الگوریتم بهینه سازی پیشرفته موسوم به بهینه سازی جستجوی پیمایش معکوس (BSA) که اخیراً در (P, 2013) معرفی شده است می پردازد. موفقیت الگوریتم بهینه سازی بطور قابل توجهی به توانایی اکتشاف و بهره گیری آن بستگی دارد. BSA هر دوی این قابلیت های سراسری و محلی را دارا می باشد. جستجوی سراسری بدین معنی می باشد که الگوریتم بهینه سازی بصورت موثر از کل فضای جستجو استفاده کند، در حالی که بهره گیری محلی بدین معنی است که الگوریتم جواب های مجاور یک جواب خوب را که هم اکنون بدان دست یافته است جستجو نماید. الگوریتم BSA از عملگر جهش طی جستجو استفاده می کند تا ضمن کسب جواب های جدید از گیر افتادن در بهینه های محلی طی تکرارهای اول جلوگیری شود. BSA از یک استراتژی تولید مثل غیریکنواخت که پیچیده تر از استراتژی هایی است که در سایر الگوریتم ها به منظور حفظ تنوع جمعیت تحت آزمایش استفاده می شود، بهره می برد.

در بخش های زیر، اجزاء اصلی طراحی مبتنی بر BSA یعنی مقداردهی اولیه، انتخاب I، جهش، تولید مثل و انتخاب II، توصیف داده می شود.

مقداردهی اولیه BSA

در گام مقداردهی اولیه تولید تصادفی از جمعیت (PoP) در مرزهای حاشیه ای یعنی  $Pop_{min}$  و  $Pop_{max}$  وجود خواهد داشت:

```
For i=1:PopSize
  For j=1:D
    PoP(I,j)=PoPmax(j)-rand*( PoPmax(j)- PoPmin(j))
  end
end
```

(8)

Pop اعضای هدف، PopSize و D حداکثر اندازه جمعیت و ابعاد مجموعه جمعیت می باشند.

انتخاب I

پس از مقداردهی اولیه، انتخاب I گام بسیار مهمی برای تولید مجموعه جمعیت گذشته (oldPop) می باشد. مجموعه قبلی اولیه به روال مشابه (8) تولید می شود:

```
For i=1:PopSize
  For j=1:D
    OldPoP(I,j)=PoPmin(j)+rand*( PoPmax(j)- PoPmin(j))
  end
end
```

(9)

با شروع هر تکرار، هر عضو از مجموعه جمعیت قبلی به کمک معادله زیر بروزرسانی می شود:

```
If rand < rand
  OldPoP(I,j)
```

(10)

end

که rand می تواند هر عدد تصادفی در بازه (0-1) باشد. مجموعه جمعیت قبلی انتخاب شده بصورت تصادفی در یک حافظه در BSA ذخیره می شود و تا زمانی که مقدار با میزان تناسب بهتری یافت نشود، بی تغییر می ماند.

جهش

جهش یک پروسه مهم در BSA است و در آن ماتریس جمعیت آزمایش mutant به صورت معادله زیر تولید می شود:

$$\text{Mutant} = \text{PoP} + \text{FC} * (\text{OldPoP} - \text{PoP}) \quad (11)$$

FC دامنه ماتریس جهت جستجو (oldPop-PoP) را تعیین می کند و مقدار آن برابر  $(3 * \text{rndn})$  انتخاب می شود. بدلیل حضور جمعیت قبلی مجموعه جمعیت آزمایش یعنی mutant از مزیت بهره گیری از تجربیات قبلی در مورد تولید اعضاء استفاده می کند.

## تولید مثل

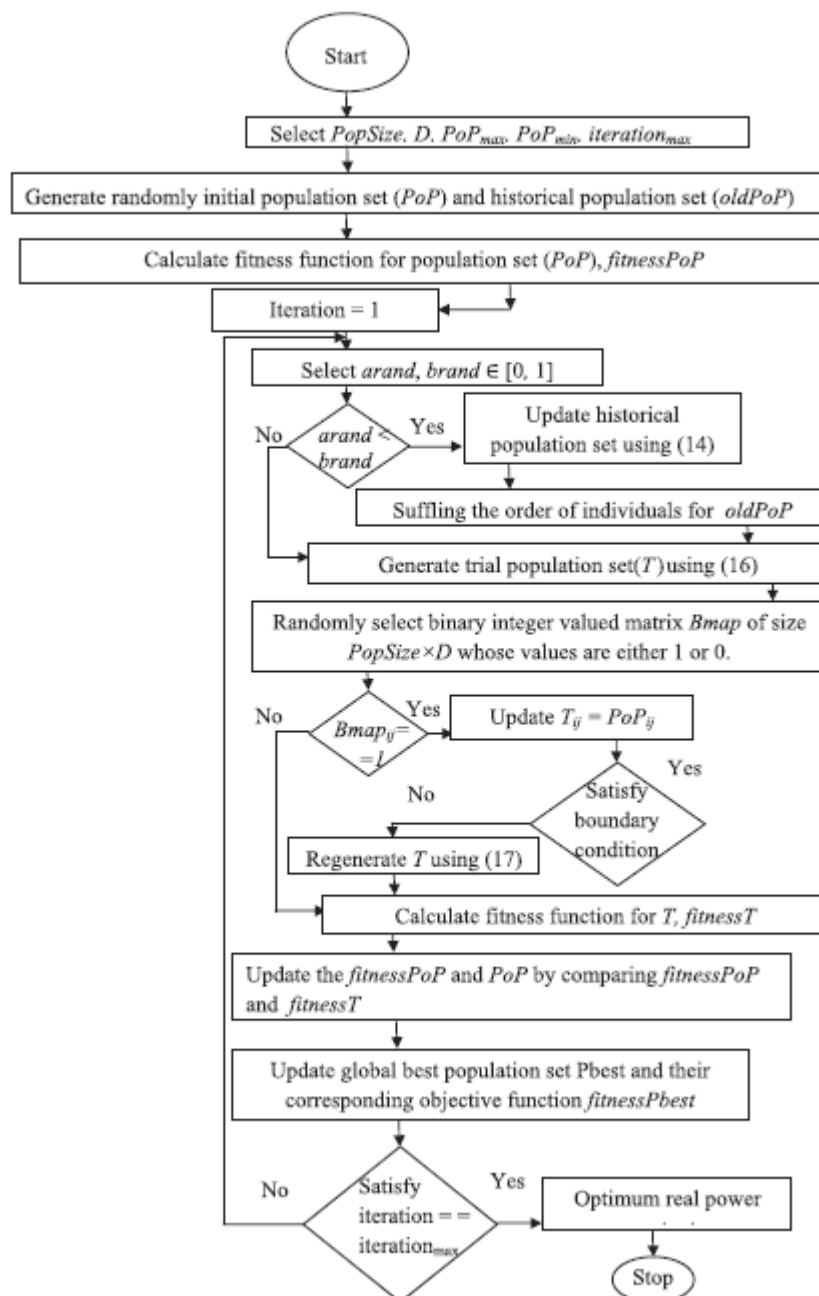
مجموعه جمعیت آزمایش (T) تشکیل شده در گام جهش با عنوان mutant به عنوان مقدار اولیه در بخش تولید مثل استفاده می‌شود. بهترین مقادیر تناسب در اعضاء آزمایش به اعضاء جمعیت هدف انتخاب می‌شوند. بخش تولید مثل دو بخش دارد. ابتدا یک مجموعه از ماتریس با مقادیر صحیح- باینری (Bmap) دلخواه تولید می‌شود که سایز با سایز جمعیت یکی است یعنی  $PopSize * D$ . Bmap شاخصی است که نشان می‌دهد که جمعیت آزمایش T با مجموعه ی جمعیت (Pop) بروزرسانی می‌شود یا خیر. یعنی اگر  $Bmap(i,j)=1$  آنگاه  $T(i,j)=Pop(i,j)$  که  $=$ : یک عملگر بروزرسانی است. یک پارامتر نرخ ترکیب (mixrate) در فرآیند تولید مثل BSA برای کنترل تعداد المان های اعضایی که قرار است در یک آزمایش به کمک  $(mixrate * rand * D)$  جهش یابند را کنترل می‌کند. تابع mixrate یک فرم کاملا متفاوت با نرخ تولید مثل دارد که در الگوریتم های دیگر استفاده شده است.

## انتخاب II

انتخاب II در BSA مرحله ای است که تمام داده‌ها جمع آوری شده و مقادیر تناسب جمعیت آزمون (T) مجموعه جمعیت (Pop) مقایسه شده و یک مجموعه جمعیت متناظر بروزرسانی شده بوجود می‌آید. اگر بهترین عضو جمعیت (Pbest) مقدار تناسب بهتری از مقدار مینیمم سراسری بدست آمده تاکنون داشته باشد، مینیمم کننده سراسری به مقدار Pbest بروز می‌شود. مقدار مینیمم سراسری به مقدار تناسب Pbest تغییر داده می‌شود. ساختار BSA کاملا ساده است، پس پیاده سازی برای مسائل بهینه سازی عددی مختلف آسان است. شبه کدها برای تمامی مراحل بهینه سازی در (P, 2013) موجود می‌باشد.

## الگوریتم BSA برای مسئله پخش بار اقتصادی زیست محیطی

در این زیربخش، رویه پیاده سازی الگوریتم BSA برای حل مسئله EELD توصیف داده می‌شود. نمودار الگوریتم BSA در شکل 1 نشان داده شده است. این الگوریتم نیز برای کنترل قیود مساوی و نامساوی مسائل EELD استفاده می‌شود.



شکل 1: نمودار الگوریتم BSA

1- نمایش مجموعه جمعیت  $X$ : چون متغیرهای ارزیابی برای مسئله EELD خروجی توان اکتیو ژنراتورها ضمن لحاظ نمودن کمینه سازی توابع هدف هزینه سوخت و انتشار الاینده‌ها می‌باشد، آن‌ها برای نمایش مجموعه جمعیت اعضاء استفاده می‌شوند. هر المان عضو مجموعه جمعیت خروجی توان اکتیو ژنراتورهای را نشان می‌دهد. برای مسئله EELD، هر مجموعه جمعیت بصورت زیر نشان داده می‌شود:

$$X_i = [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im}] = [Pg_{ij}] = [Pg_{i1}, Pg_{i2}, \dots, Pg_{im}]$$

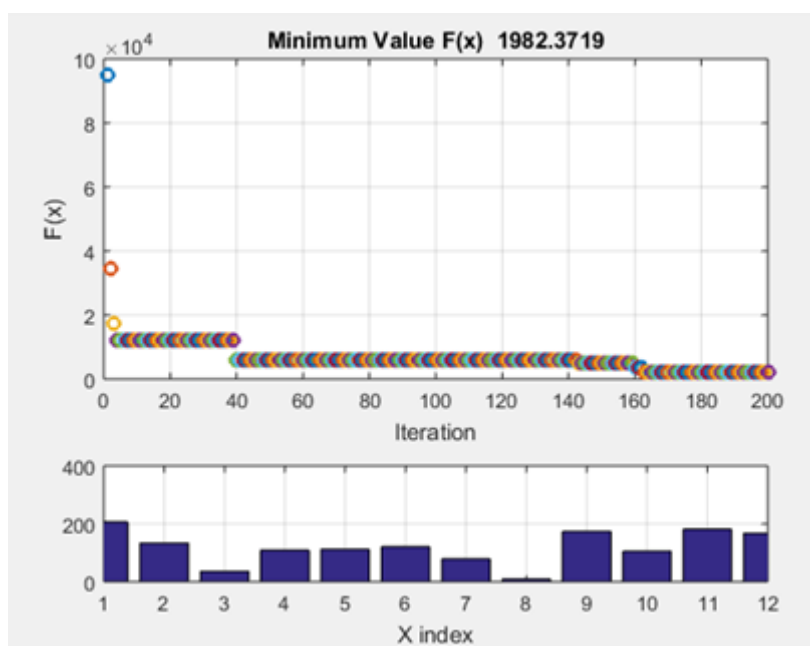
که در آن  $j=1, 2, \dots, m$  می‌باشد. هر مجموعه جمعیت یکی از جواب‌های احتمالی مسئله EELD می‌باشد. المان  $X_{ij}$  از  $X_i$ ،  $j$ ، امین مولفه موقعیت مربوط به مجموعه جمعیت  $i$  می‌باشد.

2- مقاردهی اولیه مجموعه جمعیت: هر المان تکی از ماتریس ساختار جمعیت بصورت موثر در بازه بین حداقل توان اکتیو خروجی و حداکثر توان اکتیو خروجی برپایه (4) به شیوه تصادفی انتخاب می‌شود.

3- ارزیابی تابع هدف: برای مسئله EELD تابع هدف هر مجموعه جمعیت با هزینه سوخت و آلاینده کل به ازای تمامی ژنراتورهای مشخص شده در مجموعه جمعیت نمایش داده می‌شود. مسئله ELD به کمک (1) محاسبه می‌شود، برای سیستمی که اثر شیرهای بخار در آن لحاظ شده است. برای مسئله EED به کمک (5) برای سیستمی که دارای مشخصه انتشار آلاینده پیچیده است، محاسبه می‌شود. به کمک (7) تابع هدف برای مقادیر مختلف  $w$  در مسائل EELD محاسبه می‌شود. جزئیات بیشتر در مورد گام های الگوریتم BSA در (P, 2013) ارائه شده است.

## 5. نتایج شبیه سازی

برای تست روش های ارائه شده از داده های هزینه سوخت و تلفات خط و هزینه محیط زیست مربوط به 6 واحد نیروگاهی در یک شبکه قدرت استفاده می شود. شبیه سازی با استفاده از برنامه MATLAB انجام شده است. یک سیستم تست با 6 واحد ژنراتور با تابع هزینه سوخت در نظر گرفته شده است. داده های ورودی نظیر ضرایب هزینه سوخت، ضرایب آلاینده ها و محدوده ی عملیاتی ژنراتورها از (Roy PK, 2013) اقتباس شده است. ضرایب تلفات انتقال از (M, 2011) اخذ شده است. نتایج ارزیابی الگوریتم ژنتیک در شکل 2 نشان داده شده است و همچنین نتایج بهینه سازی و هزینه سوخت و هزینه محیط زیست و تلفات خطوط برای وزن مصالحه  $w=0.5$  برای الگوریتم ژنتیک در شکل 3 آورده شده است.



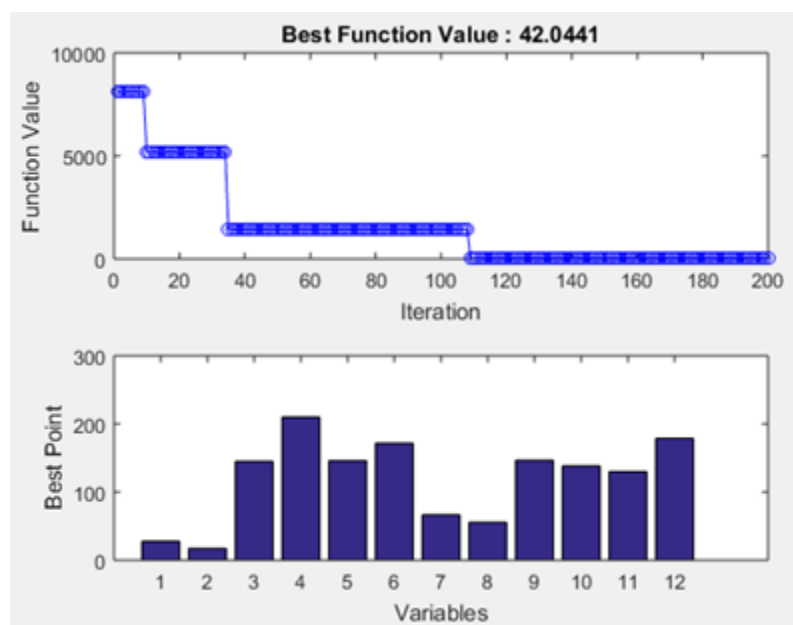
شکل 2: نتایج ارزیابی برای الگوریتم ژنتیک



<b>XBest =</b>					
<b>Columns 1 through 6</b>					
56.393	131.85	156.34	59.68	175.49	135.61
<b>Columns 7 through 12</b>					
43.372	54.73	163.01	74.769	188.32	193.23
<b>C =</b>					
402.55					
<b>Fcost =</b>					
3415.1	8377.9	8050.5	3655.9	8683.8	6877.2
<b>Emi =</b>					
35.953	44.343	132.82	37.662	110.12	116.26
<b>PI =</b>					
17.474					

شکل 3: نتایج بهینه سازی برای الگوریتم ژنتیک

و نتایج ارزیابی و بهینه سازی الگوریتم جستجوی پیمایش معکوس با تنظیمات مشابه الگوریتم ژنتیک در شکل های 4 و 5 آورده شده است.



شکل 4: نتایج ارزیابی برای الگوریتم جستجوی پیمایش معکوس

<b>sapbest =</b>					
<b>Columns 1 through 6</b>					
27.585	17.474	144.93	210	146.29	171.72
<b>Columns 7 through 12</b>					
66.56	55.807	146.64	138.46	130	179.21
<b>saminbest =</b>					
42.044					
<b>C =</b>					
42.044					
<b>Fcost =</b>					
1935.9	1290.2	7493.6	10851	7424.6	8459
<b>Emi =</b>					
54.232	45.195	107.14	95.679	54.354	99.343
<b>PI =</b>					
16.699					

شکل 5: نتایج بهینه سازی برای الگوریتم جستجوی معکوس

که بدین ترتیب نتایج بهینه سازی و هزینه سوخت و هزینه محیط زیست و تلفات خطوط برای وزن مصالحه  $w=0.5$  بدست آمده است و نسبت به روش ژنتیک هزینه کل C و هزینه تلفات کمتر شده است و این نشان می دهد که الگوریتم جستجوی پیمایش معکوس نسبت به الگوریتم ژنتیک عملکرد بهتری داشته است.

## 6. نتیجه گیری

در این مقاله، دو روش الگوریتم ژنتیک و الگوریتم جستجوی پیمایش معکوس برای حل مشکل EELD پیشنهاد شده است. بیشتر ویژگی های پیچیده هزینه سوخت در نظر گرفته شده است. نتایج شبیه سازی به دست آمده از دو روش الگوریتم GA و الگوریتم BSA ارائه شده با هم مقایسه شده است. نتایج شبیه سازی نشان می دهند که الگوریتم BSA عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم GA برای حل مشکل EELD دارد. با توجه به اجرای امیدوار کننده، روش BSA می تواند برای حل مسائل بهینه سازی پیچیده دیگر در آینده استفاده شود.

1. Babaei, S. R. (2011). New technique to improve power system stabilizer via genetic algorithm. *Journal of American Science*.
2. Broadesky SF, H. R. (1986). Assessing the influence of power pools on emission constrained economic dispatch. *IEEE Trans Power Syst*, 57-62.
3. Chang CS, W. K. (1995). Security-constrained multiobjective generation dispatch using bicriterion global optimization. *IEE Proc – General Trans Distrib*, 406-414.
4. Danaraj RMS, G. F. (2005). Quadratic programming solution to emission and economic dispatch problems. *IE (I) Journal-EL*, 129-132.
5. Dhillon JS, P. S. (1993). Stochastic economic emission load dispatch. *Electric Power Syst Res*, 179-186.
6. El-Keib AA, M. H. (1994). Economic dispatch in view of the clean air act of 1990. *IEEE Trans Power Syst*, 972-980.
7. Fonseca CM, F. P. (1995). An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization. *Evol Comput*, 1-16.
8. Hota PK, B. A. (2010). Economic emission load dispatch through fuzzy based bacterial foraging algorithm. *Int J Electr Power Energy Syst*, 794–803.
9. L.Abdel-magid, M. A. (1996). Optimal multiobjective design of robust power system stabilizer using genetic Algorithm. *IEEE transactions on Aerospace and Electronic Systems*.
10. L.Davis. (1991). *Handbook of Genetic Algorithms*. Van Nostrand.
11. M, B. (2011). Economic environmental dispatch using multi-objective differential evolution. *Appl Soft Comput*, 2845-2853.
12. Nanda J, K. D. (1988). Economic-emission load dispatch through goal programming techniques. *IEEE Trans Energy Convers*, 26-32.
13. Nanda J, L. H. (1994). Economic emission load dispatch with line flow constraints using a classical technique. *IEE Proc – General Trans Distrib*, 1-10.
14. Niknam T, M. H. (2011). Non-smooth economic dispatch computation by fuzzy and self adaptive particle swarm optimization. *Appl Soft Comput*, 2805-2817.
15. P, C. (2013). Backtracking search optimization algorithm for numerical optimization problems. *Appl Math Comput*, 8121-8144.
16. rahnavard, S. H. (n.d.). Application of genetic algorithm to design PID controller for power system Stabilization.
17. Rajasomashekar S, A. P. (2012). Biogeography based optimization technique for best compromise solution of economic emission dispatch. *Swarm Evol Comput*, 47–57.

18. Roy PK, B. S. (2013). Multi-objective quasi-oppositional teaching learning based optimization for economic emission load dispatch problem. *Int J Electr Power Energy Syst*, 937-948.
19. Talaq JH, E.-H. F.-H. (1994). A summary of environmental/economic dispatch algorithms. *IEEE Trans Power Syst*, 1508-1516.
20. Wei YM, L. C. (2008). Report of china energy: carbon emissions research. Beijing: Science press.
21. Yokoyama R, B. S. (1988). Multi-objective optimal generation dispatch based on probability security criteria. *IEEE Trans Power Syst*, 317-324.