

ارائه یک الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه در حل مسائل عددی استاندارد و جایابی بهینه جبران کننده توان راکتیو

زینب بنی اسدی^۱، حسین نظام آبادی پور^۲، ملیحه مغفوری^{۲*}

۱- دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد- باشگاه پژوهشگران جوان

۲- دانشیار، گروه برق، دانشگاه شهید باهنر کرمان

چکیده:

در این مقاله، بهینه یاب جدیدی مبتنی بر الگوریتم جستجوی گرانشی برای حل مسائل چند هدفه ارائه شده است. در بهینه یاب طراحی شده، از مفاهیم اساسی بهینه سازی چند هدفه، برای هدایت عامل‌های جستجوگر در فضای جستجو به سمت منطقه بهینه استفاده شده است. برای ارائه رویکرد مناسب مبتنی بر پرتو در حل مسائل چند هدفه با الگوریتم گرانشی به گونه‌ای شایسته، موضوع‌های تخصیص شایستگی، حفظ تنوع و نخبه‌گرایی رابطه‌مند شده‌اند. الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های مطرح در این زمینه در مسائل عددی استاندارد مقایسه و نتایج ارائه شده است. سپس از این الگوریتم برای حل مساله جایابی بهینه جبران کننده توان راکتیو استاتیکی (SVC) با در نظر گرفتن اهداف سه گانه استفاده شده است. کارایی استفاده از SVC در سیستم‌های قدرت، بستگی زیادی به مکان قرارگیری آن‌ها دارد. در نتیجه، هنگام استفاده از این ادوات، جایابی بهینه آن‌ها (پیدا کردن مکان و ظرفیت بهینه) باید مورد توجه قرار گیرد. در این مقاله، جایابی بهینه SVC بر مبنای اهداف چندگانه همچون پایداری ولتاژ، کاهش تلفات و هزینه خرید ادوات انجام می‌گیرد. نتایج آزمایشها کارایی روش پیشنهادی را تایید می‌کند.

واژه‌های کلیدی: جایابی بهینه ادوات، جبران ساز توان راکتیو، بهینه سازی چند هدفه، الگوریتم جستجوی گرانشی، بهینه پرتو.

۱- مقدمه

با بزرگ شدن مسائل و اهمیت یافتن سرعت رسیدن به پاسخ و عدم پاسخگویی روش‌های کلاسیک، امروزه از الگوریتم‌های جستجوی تصادفی به جای جستجوی همه‌جانبه فضای مسأله، بیشتر استقبال می‌شود. در علوم مهندسی اکثر مسائل، دارای تابع هدف غیر خطی به صورت گسسته یا پیوسته هستند. از سوی دیگر، با بزرگتر شدن پیچیدگی و ابعاد مسائل، روش‌های مستقیم برنامه‌ریزی غیرخطی و جستجوی همه‌جانبه، نیازمند صرف زمان و هزینه بیشتری برای حل این مسائل هستند. به همین دلیل، استفاده از الگوریتم‌های جستجوی ابتکاری^۱، روز به روز بیشتر می‌شود [۱-۶]. الگوریتم‌های ابتکاری، به دسته‌ای از روش‌های بهینه‌سازی تصادفی اطلاق می‌شود که فرایندهای طبیعی را شبیه‌سازی می‌کنند. در الگوریتم‌های تکاملی^۵، جستجو به صورت موازی انجام می‌شود؛ به این معنا که مجموعه‌ای از عامل‌ها، فضای مسأله را جستجو می‌کنند. به همین دلیل، آنها پتانسیل یافتن راه‌حل‌های بهینه پرتوچندگانه را با یک بار اجرای الگوریتم دارند. اکثر این روش‌ها به صورت جمعیتی عمل کرده و برای هدایت جستجو از تابع برازندگی استفاده می‌کنند. این الگوریتم‌ها می‌توانند هم در زمان صرفه‌جویی کنند و هم با استفاده از تدابیری خاص از بهینه‌های محلی بگریزند و به بهینه سراسری همگرا شوند. از آنجا که الگوریتم‌های ابتکاری با رویکرد موازی به حل مسائل پرداخته، همواره مجموعه‌ای از پاسخ‌ها را ایجاد می‌کنند، ابزاری مناسب برای حل مسائل چند هدفه به شمار می‌آیند. مهمترین مزیت استفاده از جستجوی

ابتکاری، انعطاف‌پذیری و سازگاری بالا، سرعت و کارایی زیاد و ویژگی جستجوی سراسری آنهاست. در سال‌های اخیر، استفاده از الگوریتم‌های جستجوی ابتکاری رشد چشمگیری داشته است: از جمله این روش‌ها، می‌توان به الگوریتم وراثتی^۲، الگوریتم ایمنی^۳، الگوریتم جستجوی جمعیت مورچگان^۴، بهینه‌سازی جمعیت ذرات^۵ و الگوریتم جدید جستجو گرانشی^۶ با الهام از نیروی گرانش و قوانین نیوتن [۶] اشاره کرد.

کنترل توان راکتیو یکی از مسائل عملی در مهندسی برق است که شاید بتوان آن را مهمترین هدف در بحث انتقال توان در شبکه‌های قدرت به شمار آورد؛ زیرا بی‌توجهی به این امر مهم و ضروری، باعث ایجاد مشکلاتی در پایداری شبکه و تغییرات شدید ولتاژ می‌شود. مسائل مربوط به پایداری ولتاژ، از زمان پیدایش شبکه‌های قدرت تاکنون مورد توجه بوده است. اهمیت این مسأله ناشی از آن است که پدیده فروپاشی ولتاژ^۱ باعث از دست دادن تمام یا قسمتی از شبکه و ایجاد خاموشی‌های وسیع می‌شود.

به توانایی یک سیستم قدرت در حفظ ولتاژ مناسب، ماشین‌ها در شرایط عادی عملکرد و نیز هنگامی که تحت تأثیر اغتشاش قرار گیرد، پایداری ولتاژ گفته می‌شود. وقوع خطا و افزایش شدید تقاضای بار، باعث افت فزاینده و غیرقابل کنترل در ولتاژ شده، سیستم را وارد حالت ناپایداری ولتاژ می‌کند. در این شرایط، دلیل اصلی ناپایداری، عدم

• فاصله جبهه مغلوب نشده تا جبهه بهینه پرتو، باید به حداقل برسد.

• راه حل های پیدا شده باید دارای توزیع مناسبی باشند.

• گستردگی جبهه مغلوب نشده نهایی، باید به حداکثر برسد؛ یعنی برای هر هدف، دامنه گسترده ای از مقادیر، باید تحت پوشش راه حل های مغلوب نشده قرار بگیرد.

با توجه به این نکات، در بهینه سازی چند هدفه باید به سه مسأله اساسی توجه کرد [۱]:

الف: چگونگی تخصیص شایستگی و انتخاب^{۱۱}، به منظور هدایت الگوریتم به طرف مجموعه بهینه پرتو؛

ب: چگونگی حفظ تنوع^{۱۲}، به منظور جلوگیری از همگرایی زود هنگام و رسیدن به یک مجموعه مغلوب نشده با توزیع مناسب؛

ج: نخبه گرایی^{۱۳}؛ یعنی چگونگی جلوگیری از نابودی راه حل های مغلوب نشده.

الگوریتم جستجوی گرانشی یکی از الگوریتم های نوظهور است که بر مبنای هوش جمعی کار می کند. این الگوریتم برای حل مسائل تک هدفه با متغیرهای پیوسته طراحی شده است. در این مقاله، نسخه ای از این الگوریتم برای حل مسائل چند هدفی طراحی و ارائه شده است. در الگوریتم پیشنهادی برای برآورده کردن اهداف فوق از روش های زیر استفاده شده است:

- استفاده از مفهوم پرتو برای تخصیص شایستگی؛
- استفاده از نزدیکترین همسایه k ام برای حفظ تنوع جبهه بهینه پرتو؛

توانایی سیستم قدرت در تأمین توان راکتیو مورد تقاضاست.

بهره گیری از جبران سازهای توان راکتیو، از جمله ادوات FACTS، یکی از مناسبترین راه ها برای دور نگه داشتن سیستم قدرت از این معضل است. یکی از پرکاربردترین انواع ادوات FACTS برای بهبود پایداری ولتاژ SVC است که یک جبران گر استاتیکی محسوب می شود.

کارایی استفاده از ادوات FACTS در سیستم های قدرت، به مقدار زیادی به مکان قرارگیری آنها بستگی دارد. عدم قرارگیری این ادوات در مکان مناسب، موجب ضعف در عملکرد آنها خواهد شد. در نتیجه، هنگام استفاده از این ادوات، جایابی بهینه آنها (پیدا کردن مکان و ظرفیت بهینه) باید مورد توجه قرار گیرد. استفاده از الگوریتم های ابتکاری برای جایابی بهینه انواع ادوات FACTS راه حل مؤثری در این زمینه است. جایابی SVC به منظور فراهم کردن توان راکتیو سیستم می تواند براساس اهداف متفاوتی به صورت تک هدفه و چند هدفه صورت پذیرد.

در بهینه سازی تک هدفه، راه حل بهینه معمولاً به خوبی و وضوح، قابل تعریف است، اما در بهینه سازی چند هدفه نمی توان تنها یک راه حل را به عنوان بهترین جواب مسأله معرفی کرد. در این گونه مسائل باید مجموعه ای از راه حل ها را که هر یک از اهداف را در سطح قابل قبولی برآورده می سازند، به عنوان مجموعه جواب بهینه معرفی کرد. به طور کلی، در بهینه سازی چند هدفه باید نکات زیر مد نظر قرار گیرد [۷]:

متغیرهای تصمیم‌گیری هستند. هدف از بهینه‌سازی عبارت است از:

$$\begin{aligned} \text{optimize } y = f(x) &= (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) \quad (1) \\ \text{s.t. } e(x) &= (e_1(x), e_2(x), \dots, e_m(x)) \leq 0 \\ \text{where } x &= (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X \\ y &= (y_1, y_2, \dots, y_k) \in Y \end{aligned}$$

در رابطه بالا، x بردار تصمیم‌گیری، y بردار هدف، X فضای تصمیم‌گیری و Y فضای هدف را مشخص می‌کنند.

برای دو بردار هدف و $V = (v_1, v_2, \dots, v_k)$ با فرض اینکه هدف از بهینه‌سازی، بیشینه‌سازی است، برای بیان مفاهیم بهینه‌پرتو تعاریف ریاضی قابل بیان است:

$$U = V \text{ iff } \forall i \in \{1, 2, \dots, k\} : u_i = v_i \quad (2)$$

$$U \succ V \text{ iff } \forall i \in \{1, 2, \dots, k\} : u_i \geq v_i \quad (3)$$

$$U \succ V \text{ iff } U \succ V \wedge U \neq V \quad (4)$$

رابطه ۲ نشان دهنده آن است که دو بردار هدف ارزش یکسانی دارند در حالی که رابطه ۴ بیانگر برتری کامل بردار هدف u بر بردار هدف v است؛ به عبارت دیگر، این بردار را مغلوب می‌کند. از سوی دیگر رابطه ۳ بیانگر برتری ضعیف بردار هدف u بر بردار هدف v است.

در مسائل چند هدفه، دو بردار تصمیم $x_1, x_2 \in X$ می‌توانند سه حالت نسبت به یکدیگر داشته باشند:

$$x_1 \succ x_2 \text{ iff } f(x_1) \succ f(x_2) \quad (5)$$

این رابطه بیانگر آن است که بردار تصمیم x_1 بردار تصمیم x_2 را مغلوب می‌کند؛ اگر و تنها اگر بردار هدف $f(x_1)$ بردار هدف $f(x_2)$ را مغلوب کند.

$$x_1 \succ x_2 \text{ iff } f(x_1) \succ f(x_2) \quad (6)$$

• استفاده از آرشیو برای حفظ راه حل های مغلوب نشده.

تا کنون از روش های مجموع وزنی اهداف که کلیه هدفهای موجود را در قالب یک جمع وزندار به یک هدف تبدیل می‌کند، برای حل مساله جایابی بهینه SVC استفاده شده است. البته روش‌هایی هم از سیستم های فازی برای ترکیب و تجمیع چندین هدف به تبدیل آن یک هدف و سپس بهینه کردن آن توسط یک الگوریتم ابتکاری استفاده کرده‌اند. در این مقاله، روش پیشنهادی گرانشی چند هدفه مبتنی بر مفاهیم پرتو برای حل مساله جایابی بهینه SVC با اهداف سه گانه پایداری و لناژ، کاهش تلفات و کاهش هزینه ادوات مصرفی به کار گرفته می‌شود.

سازماندهی مقاله به این طریق است که در بخش دوم مروری بر بهینه‌سازی چند هدفه صورت می‌گیرد. در بخش سوم، الگوریتم جستجوی گرانشی توضیح داده می‌شود. در بخش چهارم، نسخه پیشنهادی الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه معرفی و توانایی آن در حل توابع استاندارد بررسی می‌شود. بخش پنجم به چگونگی حل مساله جایابی بهینه SVC (بعنوان یک مساله نمونه مهندسی) با استفاده از الگوریتم پیشنهادی می‌پردازد. بخش ششم به تحلیل نتایج می‌پردازد و در نهایت در بخش هفتم، جمع بندی و نتیجه گیری آورده می‌شود.

۲- بهینه‌سازی چند هدفه

یک مساله بهینه‌سازی چند هدفه، شامل یک مجموعه n پارامتری از متغیرهای تصمیم‌گیری و مجموعه ای از k تابع هدف است. اهداف توابعی از

نظریه محاسبه شایستگی فرد، براساس غلبه پرتو را می‌توان به گلدبرگ (۱۹۸۹)، نسبت داد [۱۱]. روش‌های مختلفی برای استفاده از ترتیب جزئی^{۱۵} پیشنهاد شده است. برخی شیوه‌ها، از رتبه پرتو^{۱۶}، استفاده می‌کنند؛ مانند تعداد افرادی که بر یک فرد غلبه دارند و مقادیر شایستگی را تعیین می‌کنند [۱۲]. روش‌های دیگر، از عمق تسلط^{۱۷} استفاده می‌کنند که در این روش‌ها، جمعیت به چندین جبهه تقسیم شده، عمق به جبهه‌ای منعکس می‌شود که فرد به آن تعلق دارد [۱۳]. همچنین، بعضی روش‌ها از تعداد تسلط^{۱۸}؛ یعنی تعداد افرادی که تحت تسلط فرد خاصی قرار می‌گیرند، استفاده کرده‌اند [۱۴ و ۷].

بهترین روش برای حل مسائل چند هدفه، پیشنهاد دادن مجموعه‌ای از راه‌حل‌های مغلوب نشده است که هر یک از آنها اهداف را در سطح قابل قبولی برآورده می‌سازد که اصطلاحاً مجموعه بهینه پرتو نامیده می‌شوند. طبق تعریف بهینگی پرتو، x یک بهینه پرتو^{۱۹} است؛ اگر و تنها اگر، در دامنه x ، مغلوب نشود. راه‌حل‌های بهینه پرتو را مجموعه بهینه پرتو^{۲۰} و بردارهای هدف متناظر را جبهه بهینه پرتو^{۲۱} یا سطح بهینه پرتو^{۲۲} می‌نامند.

اکثر الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه، سعی می‌کنند با وارد کردن اطلاعات تراکم^{۲۳} به فرآیند انتخاب؛ تنوع جبهه پرتو را حفظ کنند. بدین نحو که شانس فردی که انتخاب می‌شود، با افزایش تراکم افراد در همسایگی‌اش، کاهش می‌یابد. چندین روش برای حفظ تنوع از این روش استفاده کرده‌اند. روش کرنل^{۲۴} همسایگی یک نقطه را بر حسب تابع کرنل k ، تعریف می‌کند و فاصله تا نقطه دیگر

این رابطه بیانگر آن است که بردار تصمیم x_1 بردار تصمیم x_2 را بطور ضعیف مغلوب می‌کند؛ اگر و تنها اگر بردار هدف $f(x_1)$ ، به طور ضعیف بردار هدف $f(x_2)$ را مغلوب کند.

$$x_1 \succ x_2 \text{ if } f(x_1) \preceq f(x_2) \wedge f(x_2) \not\preceq f(x_1) \quad (7)$$

رابطه ۷ بیانگر آن است که بردارهای تصمیم x_1 و x_2 نسبت به یکدیگر بی تفاوت بوده؛ رابطه مغلوب شوندگی یا مغلوب کنندگی نسبت به یکدیگر ندارند.

بر عکس بهینه‌سازی تک هدفه که تابع هدف و تابع شایستگی، اغلب برابر هستند، در مسائل بهینه‌سازی چند هدفه، تخصیص شایستگی و انتخاب باید برای چندین هدف در نظر گرفته شود.

روشی که براساس روش‌های سنتی، برای ساخت راه‌حل‌های نهایی وجود دارد، جمع کردن اهداف در یک تابع هدف پارامتری شده واحد است. پارامترهای این تابع به طور سیستماتیک، در طول اجرای بهینه‌سازی، تغییر می‌کنند تا یک مجموعه از راه‌حل‌های مغلوب نشده را به جای یک راه‌حل واحد در فضای هدف پیدا کنند. برای مثال، برخی MOEA^{۱۴}ها از مجموع وزنی، استفاده می‌کنند که وزن‌ها، پارامترهایی را نشان می‌دهند که در طول فرآیند تکامل، تغییر می‌کنند [۸].

روش‌های مبتنی بر معیار، اهداف را در طول مرحله انتخاب، تعویض می‌کنند؛ به این نحو که هر بار، بر اساس یکی از اهداف عمل انتخاب انجام می‌شود [۹ و ۱۰]. احتمالات برای سوچ میان اهداف می‌تواند توسط کاربر تعریف شود یا اینکه به طور تصادفی باشد.

می‌شود. اندازه آرشیو ثابت نیست و با توجه به تعداد راه حل‌های مغلوب نشده تعیین می‌شود. الگوریتم پیشنهادی از یک جمعیت منظم و یک آرشیو، برای نگهداری بهترین راه حل‌ها استفاده می‌کند.

۳- الگوریتم جستجوی گرانشی

الگوریتم بهینه‌سازی گرانشی، با الهام از قانون جاذبه و نیروی گرانش در طبیعت معرفی و پارامترهای آن به صورت شهودی تنظیم شده‌اند. کارآمدی این الگوریتم در بهینه‌سازی توابع محک استاندارد، برای مسائل تک هدفه به اثبات رسیده است [۱۶]. برای توضیح بیشتر این الگوریتم، سیستمی را به صورت مجموعه‌ای از m جرم در یک فضای n بعدی تصور کنید. موقعیت بعد d از جرم i با x_i^d ، نشان داده می‌شود.

$$X_i = (x_i^1, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n) \quad (8)$$

موقعیت جرم، نقطه‌ای در فضا است که جوابی از مساله است. در ابتدای تشکیل سیستم، هر جرم به صورت تصادفی در یک نقطه از فضای جستجو قرار می‌گیرد. جرم هر عامل با توجه به تابع هدف تعیین می‌شود:

$$q_i = \frac{fit_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (9)$$

$$M_i = \frac{q_i}{\sum_{j=1}^m q_j} \quad (10)$$

که در این رابطه $fit_i(t)$ ، میزان برازندگی جرم i را در زمان t نشان می‌دهد و $best(t)$ ، $worst(t)$ به ترتیب نشان دهنده بدترین و بهترین مقدار برازندگی در کل جمعیت، در زمان t هستند.

را به عنوان یک آرگومان، محاسبه می‌کند [۱۵]. برای هر فرد، فواصل d_i ، نسبت به همه افراد دیگر i ، محاسبه می‌شود و پس از استفاده از تابع k ، مقادیر به دست آمده $k(d_i)$ جمع زده می‌شوند. مجموع مقادیر تابع k برآورد تراکم برای فرد مورد نظر را نشان می‌دهد. تسهیم شایستگی^{۲۵}، رایجترین روش از این نوع در زمینه محاسبه تکاملی است. که در الگوریتم‌های NSGA [۱۳]، MOGA [۱۲] و NPGA [۱۶] استفاده شده است. روش دیگر، روش نزدیکترین همسایه^{۲۶} است که برای برآورد تراکم در همسایگی هر نقطه، فاصله نقطه داده شده تا نزدیکترین همسایه k امش را محاسبه می‌کند. هر چه این فاصله کمتر باشد، تراکم در اطراف نقطه، بیشتر است.

SPEA2 برای هر فرد، فاصله را نسبت به نزدیکترین فرد k ام، محاسبه می‌کند و عکس این فاصله را به عنوان مقدار شایستگی ناخالص^{۲۷}، در نظر می‌گیرد [۱۴]. هیستوگرام‌ها^{۲۸}، دسته سوم ارزیاب‌های تراکم را تعریف می‌کنند. در این روش، تراکم اطراف یک فرد به سادگی با تعداد افرادی که در بازه مربوط به فرد، قرار دارند محاسبه می‌شود.

در الگوریتم پیشنهادی برای حفظ تنوع، به منظور جلوگیری از همگرایی زود هنگام و رسیدن به یک مجموعه مغلوب نشده با توزیع مناسب از مفهوم نزدیکترین همسایه K ام استفاده می‌شود.

نخبه‌گرایی، مشکل از دست رفتن راه حل‌های خوب را در طول فرآیند بهینه‌سازی، مطرح می‌سازد. برای غلبه بر این مشکل، راه حل‌های خوب در هر نسل در یک آرشیو ذخیره و به نسل بعد منتقل

اند. برای تنظیم ضریب گرانش از رابطه ۱۸ استفاده می شود که در این رابطه ضریب گرانش بصورت نمایی کاهش می یابد.

$$G(t) = G_0 e^{-at} \quad (17)$$

که در آن G_0 و a پارامترهایی هستند که با توجه به مساله توسط کاربر تعیین می شوند. پس از تشکیل سیستم در هر تکرار، اجرام ارزیابی و سپس تغییر مکان هر جرم پس از محاسبه روابط ۱۷-۹ محاسبه می شود. پارامترهای سیستم شامل جرم اینرسی و ثابت گرانش نیوتن است، که در هر مرحله به روز رسانی می شوند.

۴- الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه

پیشنهادی

در این بخش شیوه جدیدی با نام الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه (MOGSA^{۲۹}) برای بهینه سازی چند هدفه پیشنهاد می شود. برای برآورده کردن اهداف اساسی بهینه سازی چند هدفه، روش پیشنهادی با الهام از سایر روش های ارائه شده در این زمینه که در بخش دوم به تعدادی از آنها پرداخته شد، از سه راهبرد استفاده می کند. انتخاب راهبردهای مناسب با توجه به ماهیت الگوریتم گرانشی بوده است.

- استفاده از مفهوم پرتو برای تخصیص شایستگی و جرم به منظور راهنمایی جستجو به طرف مجموعه بهینه پرتو؛

- استفاده از روش نزدیکترین همسایه K ام برای حذف تنوع و جلوگیری از همگرایی زود هنگام و رسیدن به یک مجموعه مغلوب نشده با توزیع مناسب؛

در این سیستم در زمان t به هر جرم i ، از سوی جرم j ، در جهت بعد d ، نیرویی به اندازه $F_{ij}^d(t)$ وارد می شود.

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_i(t) \times M_j(t)}{R_{ij}^d(t) + \epsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t)) \quad (11)$$

که در آن:

$$R_{ij}^d(t) = \|X_i(t), X_j(t)\|_2 \quad (12)$$

در رابطه ۱۱، $M_i(t)$ و $M_j(t)$ به ترتیب جرم جسم i و جرم جسم j در زمان t هستند. $G(t)$ ثابت گرانش در زمان t است، $R_{ij}^d(t)$ فاصله اقلیدسی بین دو جرم i و j و ϵ یک عدد بسیار کوچک است. نیروی وارد بر جرم i در جهت بعد d در زمان t برابر مجموع ضریب های تصادفی از تمام نیروهایی است که سایر اجرام سیستم بر جرم وارد می کنند.

$$F_i^d(t) = \sum_{j \in \text{best}, j \neq i} \text{rand}_j \times F_{ij}^d(t) \quad (13)$$

طبق قانون دوم نیوتن، هر جرم در جهت بعد d شتابی می گیرد که متناسب است با نیروی وارد بر جرم در جهت بعد d ، تقسیم بر جرم اینرسی آن:

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_i(t)} \quad (14)$$

در رابطه فوق، $a_i^d(t)$ شتاب جرم i در جهت بعد d در زمان t است. سرعت هر جرم برابر مجموع ضریبی از سرعت فعلی جرم و شتاب جرم است که طبق رابطه (۱۵) تعریف می شود. مکان جدید هر جرم از مجموع مکان فعلی جرم و سرعت جرم به دست می آید (رابطه ۱۶).

$$v_i^d(t+1) = \text{rand}_i \times v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (15)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (16)$$

که در این روابط rand_i و rand_j اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $[0,1]$ هستند که برای حفظ خاصیت تصادفی بودن جستجو استفاده شده

تعداد از اجرام را مغلوب می‌کند و خودش توسط چه تعدادی از افراد مغلوب می‌شود.

ب- برآورد تراکم نزدیکترین همسایه. این روش، اجازه راهنمایی دقیقتر فرایند جستجو را می‌دهد.

ج- روش برش آرشیو که نگهداری راه حل‌های حدی را تضمین می‌کند.

• استفاده از آرشیو خارجی برای جلوگیری از نابودی راه حل‌های مغلوب نشده و انتقال بهترین راه حل‌ها به نسل بعد.

شبه کد الگوریتم پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده شده است. ویژگی‌های کلی الگوریتم پیشنهادی عبارتند از:

الف- برنامه تخصیص برازندگی: تخصیص شایستگی برای هر فرد بر این اساس است که چه

- ۱- تعیین پارامترهای سیستم و مقدار دهی اولیه پارامترها (آرشیو اولیه خالی است $A_0 = \emptyset$);
- ۲- تولید جمعیت اولیه به صورت اتفاقی P_0 و قرار بده $A_0 = P_0$;
- ۳- انتخاب تصادفی چندین عضو از آرشیو، برای تاثیر گذاری روی سایر اجرام جمعیت;
- ۴- محاسبه شتاب، سرعت و مکان جدید هر جرم;
- ۵- ترکیب جمعیت و آرشیو;
- ۶- ارزیابی جمعیت ترکیبی;
- ۷- تولید آرشیو نسل بعدی A_{t+1} ;
- ۸- ساخت جمعیت جدید P_{t+1} با انتخاب تصادفی N جرم از میان جمعیت $P_t + A_t$;
- ۹- جهش تمام اجرام جمعیت و $t = t + 1$;
- ۱۰- در صورتی که شرط توقف برآورده نشده، برو به مرحله ۳ در غیر این صورت آرشیو به خروجی منتقل شده و توقف الگوریتم.

شکل (۱): شبه کد مربوط به الگوریتم گرانشی چند هدفه پیشنهادی

اینکه در انتها تنها ۲ درصد جمعیت بر سایر اعضا نیرو وارد می‌کنند.

ج: محاسبه برازندگی هر یک از اعضا جمعیت ترکیبی $P_t + A_t$. جمعیت را در نسل t ، نشان می‌دهد. A_t نشان دهنده آرشیو در نسل t ، است. مراحل تخصیص برازندگی برای هر یک از اجرام به صورت زیر است:

• محاسبه $S(t)$ برای هر عضو جمعیت و آرشیو. $S(t)$ معرف تعداد اجرایی است که توسط عضو i مغلوب می‌شود (رابطه ۱۸).

$$S(i) = \{j \mid f_j < f_i \wedge i \neq j\} \quad (18)$$

مراحل الگوریتم پیشنهادی به شرح زیر است:

الف- تولید جمعیت و آرشیو اولیه: در این مرحله، جمعیت، P_0 ، به صورت تصادفی تولید می‌شود. آرشیو اولیه، A_0 ، معادل جمعیت اولیه P_0 در نظر گرفته می‌شود.

ب: برای جابه جایی هر عضو جمعیت یا به عبارتی، تعیین موقعیت بعدی هر عامل، تعداد k_{best} عضو از آرشیو به طور تصادفی انتخاب می‌شود. در زمان شروع الگوریتم همه اجرام آرشیو روی عامل‌های جمعیت اثر می‌گذارند و با گذشت زمان مقدار k_{best} به صورت یک نسبت خطی کم می‌شود تا

اجرام آرشیو به طور تصادفی انتخاب و عملگر جهش روی آن ها اعمال می شود. در صورت مغلوب شدن راه حل قبلی توسط راه حل جدید، راه حل جدید عضو آرشیو می شود.

و: اگر به شرط توقف رسیده ایم، الگوریتم پایان می یابد؛ در غیر اینصورت به مرحله "ب" بر می گردیم.

۴-۱- ارزیابی الگوریتم چند هدفه پیشنهادی

در این بخش نتایج پیاده سازی الگوریتم وراثتی SPEA2 [۱۴] الگوریتم بهینه سازی جمعیت ذرات TVPSO [۱۷] و نسخه اولیه الگوریتم پیشنهادی روی توابع جدول ۱، آورده می شود. در کلیه روش های فوق تعداد اعضای جمعیت و آرشیو برابر ۱۰۰ عضو در نظر گرفته شده است. تعداد تکرارها برای مسائل با بعد ۳۰ برابر ۱۵۰۰ تکرار در نظر گرفته شده است. در ابعاد کمتر، الگوریتم ها با ۵۰۰ تکرار اجرا شده اند. جزئیات الگوریتم های پیاده سازی شده SPEA2 [۱۴] و TVPSO [۱۷] مطابق چیزی بوده که در مراجع مربوطه گزارش شده است. در مورد الگوریتم چند هدفه گرانشی پیشنهادی آزمون شد تا مقادیر بهینه مشخص شود. بنابراین پارامترهای الگوریتم پیشنهادی بدین ترتیب تنظیم شدند که G_0 و a به ترتیب برابر ۱۰۰ و ۸ و نرخ جهش برابر ۰/۱ در نظر گرفته شد. در نمودار های ارائه شده در شکل ۲ منحنی های جبهه مغلوب نشده تولید شده توسط الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم های SPEA2 و TVPSO برای توابع محک استاندارد جدول ۱، نشان داده شده است.

محاسبه برازندگی خام $R(i)$ ، بر اساس مقادیر $S(i)$ برای هر عضو جمعیت و آرشیو (رابطه ۱۹).

$$R(i) = \sum_{j \in P_i + A_i, j \neq i} S(j) \quad (19)$$

در رابطه بالا، اگر $R(i) = 0$ شود، به این معنی است که جرم i توسط هیچ کدام از اعضا مغلوب نشده است.

• استفاده از روش فاصله نزدیکترین همسایه k ، برای متمایز کردن افرادی که دارای مقادیر برازندگی مساوی هستند. معمولاً k ، برابر با یک در نظر گرفته می شود. فاصله هر نقطه تا نزدیکترین همسایه اش با $D(i)$ نشان داده می شود. در رابطه ۲۰، $D(i)$ همواره کوچکتر از یک است.

$$D(i) = \frac{1}{d_i^k + 2} \quad (20)$$

محاسبه برازندگی هر جرم با افزودن $D(i)$ به برازندگی خام آن، که طبق رابطه ۲۲، انجام می شود.

$$F(i) = R(i) + D(i) \quad (21)$$

د: محاسبه جرم، شتاب و سرعت و مکان جدید هر راه حل طبق روابط بخش دوم.

ذ: ترکیب جمعیت و آرشیو.

ه: به روز رسانی آرشیو. در این مرحله بهترین اعضای جمعیت و آرشیو در یک آرشیو، نگهداری می شوند:

• کپی کردن همه اجرام مغلوب نشده از آرشیو و جمعیت در آرشیو نسل بعد (رابطه ۲۲).

$$A_{t+1} = \{i \in P_t + A_t \wedge F(i) \leq 1\} \quad (22)$$

ط: ساخت جمعیت جدید P_{t+1} با انتخاب تصادفی

N جرم از میان جمعیت $P_t + A_t$.

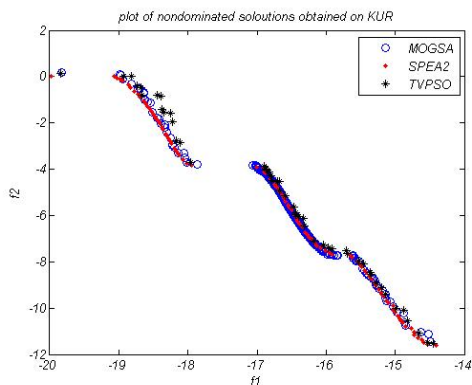
ی: جهش جمعیت. عملگر جهش برای جلوگیری از همگرایی زود هنگام الگوریتم به سمت جبهه بهینه پرتو محلی استفاده می شود. در این مرحله تعدادی از

جدول (۱): توابع محک استاندارد مینیمم شونده

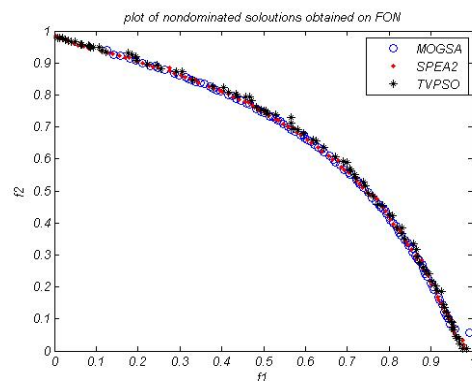
توابع هدف و پارامترهای مساله	
<p>نام تابع: KUR, $n=3$, $Range: [-5,5]$, $Non-convex$, $Non-connected$</p> $f_1(x) = \sum_{i=1}^{n-1} -10 \exp(-0.2 \sqrt{x_i^2 + x_{i+1}^2}),$ $f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i ^{0.8} + 5 \sin x_i^3 ..$	
<p>نام تابع: FON, $n=3$, $Range: [-5,5]$, $Non-convex$, $Connected$, $t = 1,2$</p> $f_t(x) = 1 - \exp\left(-\sum_{j=1}^3 \left(x_j + (-1)^t \times \frac{1}{\sqrt{3}}\right)^2\right)$	
<p>نام تابع: POL, $n=2$, $Range: [-\pi, \pi]$, $Non-convex$, $Non-connected$</p> $f_1(x) = [1 + (g_1 - h_1)^2 + (g_2 - h_2)^2]$ $f_1(x) = [(x_1 + 3)^2 + (x_2 + 1)^2] ..$ $g_1 = 0.5 \sin 1 - 2 \cos 1 + \sin 2 - 1.5 \cos 2 ..$ $g_2 = 1.5 \sin 1 - \cos 1 + 2 \sin 2 - 0.5 \cos 2 ..$ $h_1 = 0.5 \sin x_1 - 2 \cos x_1 + \sin x_2 - 1.5 \cos x_2$ $h_2 = 1.5 \sin x_1 - \cos x_1 + 2 \sin x_2 - 0.5 \cos x_2$	
<p>نام تابع: $ZDT2$, $n=30$, $Range: [0,1]$, $Non-convex$, $Connected$</p> $f_1(x) = x_1, f_2(x) = g(x) \left[1 - \sqrt{\frac{x_1}{g(x)}}\right]$ $\text{where } g(x) = 1 + 9 \frac{(\sum_{i=2}^n x_i)}{(n-1)}$	

آزمایشها کارایی الگوریتم پیشنهادی را تایید می‌کند. در ادامه از الگوریتم مذکور برای حل جایابی جبران کننده های استاتیک توان راکتیو در شبکه‌های قدرت استفاده خواهد شد.

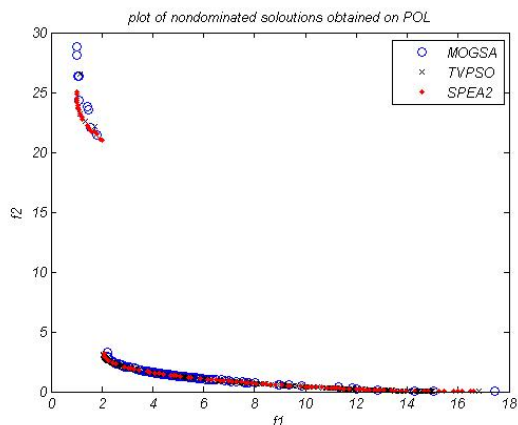
نتایج حاصل از آزمایشهای انجام شده روی توابع استاندارد، بیانگر آن است که الگوریتم چند هدفه پیشنهادی با آخرین دستاوردهای موجود در این زمینه قابل رقابت و مقایسه است. به عبارت دیگر، این



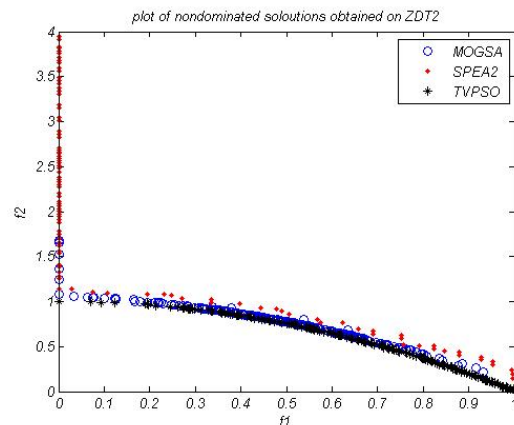
(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل (۲): مقایسه کارایی الگوریتم پیشنهادی ، SPEA2 و TVPSO روی توابع الف (KUR ب) FON (ج) POL (د) ZDT2

مبحث پایداری ولتاژ به دو دسته پایداری ولتاژ در برابر اغتشاشات کوچک و پایداری ولتاژ در برابر اغتشاشات بزرگ تقسیم می‌شود. پایداری ولتاژ در برابر اغتشاشات کوچک مربوط به قابلیت سیستم برای کنترل ولتاژ در اغتشاشات کوچک، همچون تغییرات در بار سیستم است؛ در حالی که پایداری ولتاژ در برابر اغتشاشات بزرگ مربوط به قابلیت سیستم برای کنترل ولتاژ در حضور اغتشاشات بزرگ، مانند از دست دادن ژنراتور مفهوم می‌یابد. در هنگام بروز خطا با تدابیری مثل وارد کردن یک سری

۵- جایابی جبران کننده های استاتیک توان راکتیو (SVC) در شبکه های قدرت

در هر سیستم قدرت مهمترین هدف، تامین توان مورد نیاز مصرف کننده، تحت ولتاژ ثابت، بدون هارمونیک و با فرکانس معین است. بنابراین، پایداری ولتاژ از موارد مهم در شبکه های قدرت است. پایداری ولتاژ قابلیت از سیستم است که در شرایط کار عادی و نیز در حالت بروز خطا در شبکه، ولتاژ آن در محدوده مجاز باقی می ماند.

بگذارد. در این مورد، دو پارامتر مورد جستجو، باس مناسب و اندازه SVC هستند.

مساله جایابی SVC می‌تواند با در نظر گرفتن تعداد توابع هدف متفاوت طراحی شود [۱۸-۲۳]. در این مقاله SVC به طور بهینه بر اساس سه هدف جایابی می‌شود. این اهداف شامل: الف) حداقل کردن تلفات توان اکتیو؛ ب) کاهش هزینه نصب SVC و ج) حداقل کردن انحراف ولتاژ هستند:

الف) حداقل شدن تلفات توان اکتیو: طبق این هدف، تلفات کل توان اکتیو سیستم باید حداقل باشد:

$$P_i = \sum [V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\delta_i - \delta_j)] \cdot Y_{ij} \cos \varphi_{ij} \quad (23)$$

که در آن V_i و V_j دامنه و ولتاژ باس i است و Y_{ij} و φ_{ij} دامنه و زاویه ادمیتانس خط بین باس i و j است.

ب) بیشترین انحراف ولتاژ: انحراف ولتاژ در هر باسبار باید در حداقل مقدار ممکن باشد.

$$\text{dev} = \max_{k \in \Omega} |V_k - V_{\text{ref}k}| \quad (24)$$

Ω مجموعه تمام باس‌های سیستم بوده، V_k دامنه ولتاژ در باسبار k ام و $V_{\text{ref}k}$ ولتاژ مرجع در باسبار k ام است.

ج) تابع هزینه SVC: تابع هزینه برای SVC در واحد (US\$/k-VAr) بوده و با معادله زیر بدست می‌آید. Q ظرفیت مگاواری SVC است.

$$C = 0.0003Q^2 - 0.3051Q + 127.38 \quad (25)$$

در ادامه، به چگونگی حل چند هدفه مساله جایابی SVC با الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه (MOGSA) پرداخته می‌شود.

عناصر جبران‌کننده همانند SVC^۲، می‌توان از بسیاری حوادث ناخواسته که باعث به وجود آمدن خاموشی در شبکه خواهند شد، مانند فروپاشی ولتاژ جلوگیری کرد. این عناصر اگر در محل مناسب و به مقدار معین اعمال شوند، تاثیر مناسبی در عملکرد سیستم می‌گذارند. تاکنون تلاش‌هایی در جهت کشف روش‌هایی برای اطمینان از امنیت سیستم در خصوص پایداری ولتاژ صورت گرفته است [۲۳-۱۸]. قابلیت تحلیل مدال^{۳۲} جهت جایابی SVC [۱۹] بررسی شده است که با این روش مساله جایابی SVC با مشکلاتی مواجه می‌شود؛ از جمله نمی‌توان ظرفیت بهینه را برای SVC پیدا کرد. از آنجایی که به کارگیری SVC در شبکه هزینه‌بر است، بنابراین، بهینه‌کردن هزینه SVC از طریق استفاده آن در بهترین مکان و با بهترین ظرفیت در شبکه بسیار مفید است. از این رو، لزوم بکارگیری الگوریتم‌های بهینه‌ساز نمود بیشتری خواهد یافت. در این راستا قابلیت استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌ساز متفاوتی در [۲۳-۱۸] ارزیابی شده است.

۵-۱- فرمول بندی مساله

جایابی SVC بر اساس ویژگی کنترلی ابتدایی آن که کنترل ولتاژ است انجام می‌شود. از طرفی، بهره‌گیری از ویژگی‌های کنترلی این ادوات ارتباط نزدیکی با جایابی بهینه (محل و ظرفیت مناسب) این ادوات دارد. اگر SVC در مکان مناسب و با ظرفیت بهینه در سیستم قدرت جایگذاری شود، می‌تواند تاثیر فراوانی بر عملکرد سیستم و کم کردن هزینه‌ها

عبارت دیگر، در الگوریتم ابتکاری چند هدفه باید مقادیری را برای مکان و ظرفیت SVC در یک سیستم قدرت جستجو کند که مصالحه‌ای میان اهداف سه گانه فوق باشند که همان بهینه‌های پرتو هستند. ارائه مجموعه‌ای از بهینه‌های پرتو به کاربر این امکان را می‌دهد تا با توجه به دانشی که در خصوص مساله مذکور دارد، یک یا چند راه حل را که عملی‌تر و منطقی‌تر به نظر می‌رسند، انتخاب کند. اکنون با توجه به تعریف فضای تصمیم و فضای اهداف به راحتی می‌توان عاملها را برای یک مساله خاص تعریف و روند اجرای الگوریتم را برای یافتن بهینه دنبال کرد.

۶- آزمایش‌ها و نتایج

سیستم مورد مطالعه، مدل فشرده شده اتصال شبکه نیویورک و نیوانگلند است که در شکل (۳) آورده شده است [۲۴]. سیستم فوق از ۱۶ ماشین و ۶۸ باس تشکیل شده است. ۹ ماشین اول مربوط به سیستم مولد نیوانگلند است. ماشین‌های ۱۰ تا ۱۳ مربوط به سیستم قدرت نیویورک و ۳ ژنراتور بعدی مربوط به سه همسایه بزرگ متصل به سیستم قدرت نیویورک مربوط هستند.

برای اثبات کارایی الگوریتم MOGSA در جایابی SVC نتایج حاصل با نتایج الگوریتم تکاملی SPEA2 مقایسه می‌شود. در هر دو الگوریتم مورد بررسی، تعداد اعضای جمعیت برابر ۱۰۰ عضو در نظر گرفته شده است. جزئیات الگوریتم‌های بررسی شده به شرح زیر آورده شده است.

۵-۲- حل چند هدفه مساله جایابی SVC با

الگوریتم پیشنهادی

برای یافتن مکان و میزان ظرفیت خازنی بهینه SVC، ابتدا، تمام بارها را به تدریج افزایش می‌دهیم تا سیستم به نقطه فروپاشی ولتاژ برسد. در اعمال الگوریتم‌های ابتکاری، ابتدا لازم است عاملها (کروموزوم‌ها/ ذرات/ اجرام به ترتیب در الگوریتم‌های وراثتی/ جمعیت ذرات/ گرانشی) تعریف شوند. با توجه به این که جایابی بهینه شامل دو متغیر مکان SVC و ظرفیت آن است که باید بهینه شوند، در هر کروموزوم/ ذره/ جرم دو ژن (بعد) تعریف می‌شود.

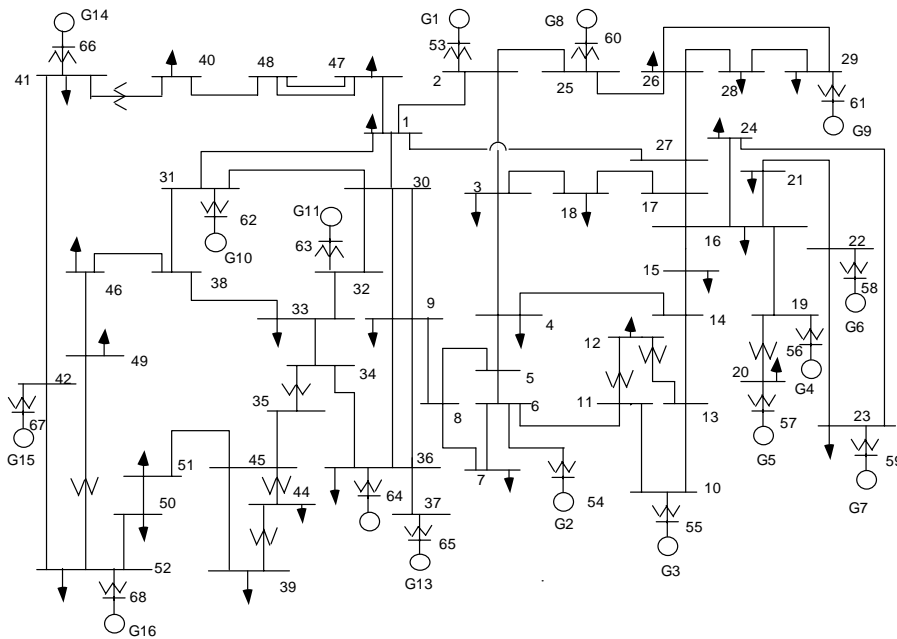
به عبارت دیگر، موقعیت عامل i ام در الگوریتم گرانشی چند هدفه پیشنهادی به صورت $X_i = (x_i^1, x_i^2)$ نشان داده می‌شود که در آن x_i^1 به مکان پیشنهادی توسط عامل i ام برای مکان SVC و x_i^2 به ظرفیت پیشنهادی توسط این عامل اشاره دارد. از سوی دیگر، از آنجا که در این مساله سه هدف موجود است که باید کمینه شوند، تابع هدف به صورت برداری از اهداف سه گانه ذکر شده در بخش ۵-۱ ارائه می‌شود. به عبارت دیگر:

$$y_i = f(X_i) = (f_1(X_i), f_2(X_i), f_3(X_i))$$

که در آن:

$$f_1(X_i) = C(X_i) \text{ و } f_2(X_i) = dev(X_i), f_3(X_i) = P(X_i)$$

به این ترتیب، با حل چند هدفه مساله جایابی بهینه SVC به دنبال یافتن مجموعه‌ای از جوابهای بهینه پرتو بر مبنای اهداف سه گانه فوق هستیم. به



شکل (۳): دیاگرام تک خطی سیستم مورد مطالعه [۲۴]

طبق مراحل دهگانه شبه کد شکل ۱، اجرا می شود. بخشی از جواب‌های پرتو حاصل از حل مساله توسط الگوریتم‌های MOGSA و SPEA2 در جداول (۲) و (۳) آورده شده است. اگر چه جواب‌های ارائه شده از نظر مفاهیم پرتو بر یکدیگر برتری ندارند، اما با رجوع به دانش موجود در مهندسی برق به نظر می‌رسد جواب ارائه شده در باس شماره ۱ با مقدار ظرفیت SVC برابر ۵۴۶ یا ۵۴۰ مگاوار منطقی‌تر از سایر جواب‌ها باشد. علت انتخاب این است که اگر SVC در باس ۱ با ظرفیت ۵۴۶ یا ۵۴۰ مگاوار جایابی شود، سیستم از مشخصه مناسبی برخوردار می‌شود. به عبارت دیگر، طبق جدول ۲، بیشترین انحراف ولتاژ و تلفات مینیمم و هزینه با توجه به دو هدف دیگر قابل قبول است. اما اگر SVC در باس ۱ با ظرفیت ۵۹۶ مگاوار جایابی شود (آخرین ردیف جدول ۲) در این حالت تلفات کمتر می‌شود، اما دو هدف دیگر افزایش می‌یابد.

• الگوریتم وراثتی SPEA2

جمعیت اولیه با ۱۰۰ عضو به صورت تصادفی در فضای جستجو تولید می‌شود. اندازه آرشیو در این روش ۱۰۰ در نظر گرفته می‌شود. تخصیص شایستگی، محدود سازی آرشیو و انتخاب بر مبنای مرجع [۱۴] انجام می‌شود. در این روش فرزندان با عملگر همبری و جهش تولید می‌شوند. نرخ جهش برابر ۰.۱ و نرخ همبری ۰.۹ در نظر گرفته شده است. همچنین تعداد تکرارها برابر با ۷۰ است.

• الگوریتم گرانشی MOGSA

برای حل مساله جایابی SVC با استفاده از MOGSA جمعیت اولیه با ۱۰۰ عضو بصورت تصادفی در فضای جستجو تولید می‌شود. اندازه حافظه آرشیو ۱۰۰ جرم در نظر گرفته شده است. هر جرم شامل ۲ پارامتر محل SVC و ظرفیت آن است. همچنین تعداد تکرارها برابر با ۷۰ است. الگوریتم بر

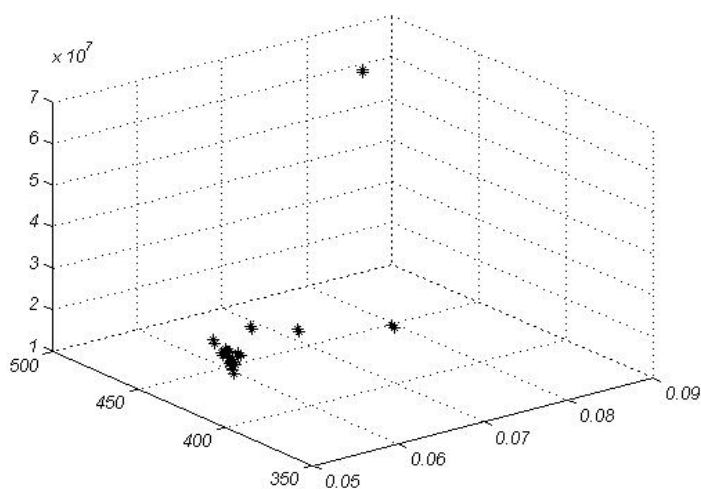
در این مقاله، SVC در باس شماره ۱ با ظرفیت ۵۴۶ مگاوار قرار داده می شود. تصویر پاسخ های بهینه پرتو ذخیره شده در آرشیو توسط الگوریتم پیشنهادی در شکل (۴) آمده است.

جدول (۲): دسته پرتو ذخیره شده در آرشیو توسط الگوریتم MOGSA

محل SVC	ظرفیت	بیشترین انحراف	تلفات	هزینه
۴۷	۲۳۰	۰.۰۵۱۶	۴۳۵	۱.۶۸*۱۰ ^۷
۴۸	۲۰۸	۰.۰۵۱۷	۴۴۱	۱.۶۰*۱۰ ^۷
۴۸	۲۱۳	۰.۰۵۱۷	۴۴۰	۱.۶۲*۱۰ ^۷
۴۷	۲۴۰	۰.۰۵۱۵	۴۳۳	۱.۷۱*۱۰ ^۷
۴۸	۲۰۶	۰.۰۵۱۷	۴۴۲	۱.۵۹*۱۰ ^۷
۱	۵۴۰	۰.۰۵۰۶	۳۹۷	۲.۷۰*۱۰ ^۷
۴۷	۲۴۷	۰.۰۵۱۵	۴۳۲	۱.۷۳*۱۰ ^۷
۴۷	۳۴۱	۰.۰۵۱۵	۴۱۴	۱.۹۸*۱۰ ^۷
۱	۴۳۰	۰.۰۶۲۲	۴۱۱	۲.۲۲*۱۰ ^۷
۴۷	۲۷۹	۰.۰۵۱۴	۴۲۵	۱.۸۳*۱۰ ^۷
۴۷	۳۱۰	۰.۰۵۱۲	۴۲۰	۱.۹۱*۱۰ ^۷
۱	۵۶۳	۰.۰۵۳۳	۳۹۴	۲.۸۵*۱۰ ^۷
۱	۵۴۶	۰.۰۵۰۶	۳۹۶	۲.۷۳*۱۰ ^۷
۴۸	۲۱۱	۰.۰۵۱۷	۴۴۱	۱.۶۱*۱۰ ^۷
۱	۵۳۰	۰.۰۵۰۶	۳۹۸	۲.۶۵*۱۰ ^۷
۱	۵۳۷	۰.۰۵۰۶	۳۹۷	۲.۶۹*۱۰ ^۷
۴۷	۱۸۵	۰.۰۶۵۳	۴۴۶	۱.۵۰*۱۰ ^۷
۱	۴۵۰	۰.۰۵۹۹	۴۰۸	۲.۲۹*۱۰ ^۷
۱	۵۹۶	۰.۰۶۰۱	۳۹۱	۳.۱۱*۱۰ ^۷

جدول (۳): دسته پرتو ذخیره شده در آرشیو توسط الگوریتم SPEA2

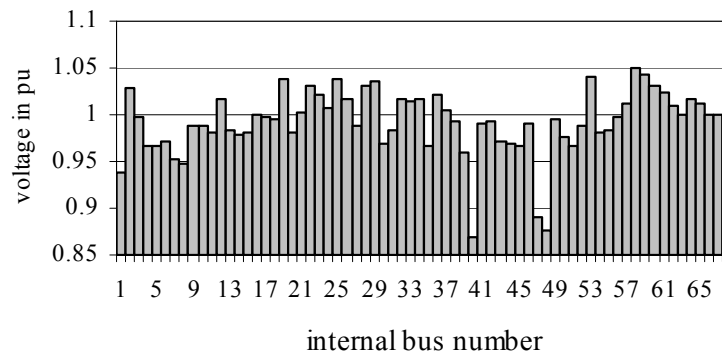
محل SVC	ظرفیت	بیشترین انحراف	تلفات	هزینه
۱	۶۷۹	۰.۰۷۷۸	۳۸۳	$۳.۹۷ * ۱۰^۷$
۱	۶۵۲	۰.۰۷۲۱	۳۸۵	$۳.۶۵ * ۱۰^۷$
۴۸	۲۳۷	۰.۰۵۱۷	۴۳۵	$۱.۰۷۰ * ۱۰^۷$
۱	۵۳۳	۰.۰۵۰۶	۳۹۸	$۲.۶۶ * ۱۰^۷$
۴۷	۳۲۷	۰.۰۵۱۲	۴۱۶	$۱.۹۵ * ۱۰^۷$
۴۸	۲۱۲	۰.۰۵۱۷	۴۴۰	$۱.۶۱ * ۱۰^۷$
۱	۱۹۳	۰.۰۹۹۳	۴۵۰	$۱.۵۳ * ۱۰^۷$
۱	۲۸۰	۰.۰۸۵۷	۴۳۴	$۱.۸۳ * ۱۰^۷$
۴۷	۲۹۴	۰.۰۵۱۳	۴۲۲	$۱.۸۷ * ۱۰^۷$
۴۰	۱۷۵	۰.۰۵۲۲	۴۵۵	$۱.۴۵ * ۱۰^۷$
۴۰	۱۶۸	۰.۰۵۲۲	۴۵۷	$۱.۴۲ * ۱۰^۷$
۱	۵۵۲	۰.۰۵۱۳	۳۹۵	$۲.۷۸ * ۱۰^۷$
۴۸	۱۶۳	۰.۰۵۴۱	۴۵۲	$۱.۳۹ * ۱۰^۷$
۴۰	۱۶۰	۰.۰۵۲۲	۴۵۹	$۱.۳۸ * ۱۰^۷$
۱	۵۴۸	۰.۰۵۰۹	۳۹۶	$۲.۷۵ * ۱۰^۷$
۱	۵۴۶	۰.۰۵۰۶	۳۹۶	$۲.۷۳ * ۱۰^۷$
۴۷	۳۸۵	۰.۰۷۴۶	۴۰۷	$۲.۰۹ * ۱۰^۷$
۱	۶۱۵	۰.۰۶۴۲	۳۸۹	$۳.۲۸ * ۱۰^۷$



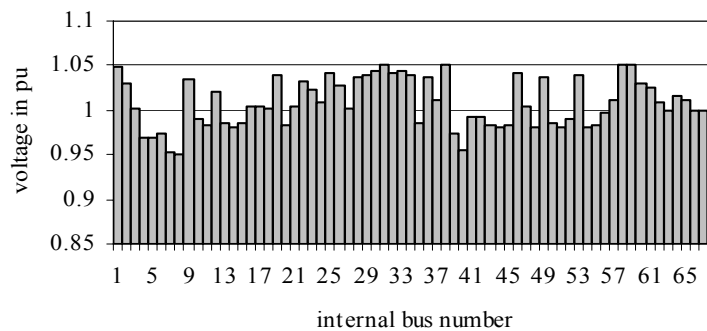
شکل (۴): تصویر پرتو پاسخ های ذخیره شده در آرشیو روش پیشنهادی

SVC در این باس، ولتاژهای هر باس بهتر شده، بیشتر از ۱.۰۵ هم ولتاژی نخواهیم داشت.

شکل (۵) و (۶) دامنه ولتاژ باس های سیستم را پیش و پس از جای گذاری SVC نشان می دهد. همان طور که مشاهده می کنید، پس از جای گذاری



شکل (۵): دامنه ولتاژ باس های سیستم قبل از جایگذاری SVC



شکل (۶): دامنه ولتاژ باس های سیستم پس از جایگذاری SVC

ارزیابی شده است، اما این الگوریتم ها برای انتخاب بهترین جواب بهینه از روش وزنی استفاده می کنند. در نتیجه این الگوریتم ها تنها قادر به یافتن راه حلی به عنوان جواب بهینه هستند، در حالی که الگوریتم MOGSA با استفاده از مفهوم پرتو، توانست مجموعه ای از جواب های بهینه را در یک آرشیو قرار دهد. در واقع، حل این مساله با استفاده از الگوریتم MOGSA این قابلیت را دارد که آزادی عمل ما را در انتخاب بهترین جواب بهینه بالا می برد و ما علاوه

برای اثبات کارایی الگوریتم MOGSA در جایابی SVC نتایج به دست آمده با نتایج حاصل از الگوریتم وراثتی SPEA2 مقایسه می شود.

جواب بهینه یافته شده توسط هر دو الگوریتم MOGSA و SPEA2 یکسان است. باس بهینه در باس شماره ۱ و مقدار SVC برابر ۵۴۶ مگاوار تشخیص داده شد. تاکنون مساله جایابی SVC در شبکه های قدرت، توسط الگوریتم هایی، چون GCPSO، PSO و GA و الگوریتم ایمنی در [۲۲-۲۳]

بر انتخاب بهترین جواب، حق انتخاب جواب های بهینه دیگری را نیز خواهیم داشت.

۷- نتیجه گیری

الگوریتم جستجوی گرانشی الگوریتم شهودی جدیدی است که با بهره گیری از قانون جاذبه در طبیعت برای حل مسائل تک هدفه پایه ریزی شده است. این الگوریتم با الهام از قانون جاذبه و نیروی گرانش معرفی و پارامترهای آن به صورت شهودی تنظیم شده است. عامل های جستجو کننده مجموعه ای از اجرام هستند که می توانند به صورت سیاره های یک منظومه تصور شوند. اطلاعات مربوط به برانزنگی هر جرم در قالب جرم های گرانشی و اینرسی ذخیره می شود. تبادل اطلاعات و اثر گذاری اجرام روی یکدیگر تحت تاثیر نیروی گرانش انجام می شود.

بسیاری از مسائل دنیای واقعی با چندین هدف متضاد سرو کار دارند که باتوجه به بدیع بودن الگوریتم جستجوی گرانشی، تا کنون روشی برای حل مسائل چند هدفه با استفاده از این الگوریتم ارائه نشده است. در این مقاله با استفاده از مفاهیم اساسی بهینه سازی چند هدفه، روش جدیدی مبتنی بر این الگوریتم، با نام الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه (MOGSA) برای حل مسائل چند هدفه ارائه شد. برای مقایسه کارایی الگوریتم گرانشی چند هدفه با الگوریتم های وراثتی و جمعیت ذرات از چندین تابع محک استاندارد استفاده شد. با توجه به نتایج آزمایشها، الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه در اکثر توابع استاندارد عملکرد مناسبی از نظر همگرایی

و توزیع مناسب راه حل ها، ارائه می دهد؛ به خصوص روش پیشنهادی از همگرایی خوبی برخوردار است و قادر به یافتن راه حل های حدی است. همچنین، در این مقاله توانایی الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه در جایابی جبران کننده های استاتیک توان راکتیو در شبکه های قدرت به اثبات رسید. شایان ذکر است جایابی ادوات FACTS بر اساس ویژگی کنترلی ابتدایی آنها انجام می شود و سپس توانایی آنها در میرا کردن نوسانها بررسی می گردد. مثلا برای SVC جایابی بر اساس کنترل ولتاژ صورت می پذیرد و سپس قابلیت آن را در میرا کردن نوسان ها با استفاده از کنترل کننده مکمل مورد بررسی قرار می گیرد. طراحی کنترل کننده مکمل بر اساس اهدافی دیگر، متفاوت از اهداف جایابی؛ مثلا میزان جابجایی بدترین مقدار ویژه و انتقال آن به نیمه چپ صفحه s صورت می پذیرد. از آنجایی که طراحی کنترل کننده مکمل از حوصله این مقاله خارج است، علاقه مندان می توانند به مرجع [۲۵] مراجعه کنند که مساله پایداری را در شبکه مورد نظر بررسی کرده، به بیان جزییات می پردازد.

منابع:

- [1] Zitzler, E. and Thiele, L., "Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength pareto approach", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, vol.3 , no.4, pp. 257-271, 1999.
- [2] Holland, J.H., " adaptation in natural and Artifical System", University of Michigan press, Ann Arbor, MI, 1975.
- [3] Farmer, J.D., Packard, N.H. and Perelson, A.S., " The immune system,

- [14] Zitzler, E., Thiele, L., Laumanns, C., Fonseca, C.M., "performance assessment of multi-objective optimization: An analysis and review", Technical Report 139, Computer Engineering and Networks Laboratory(TIK), 2002.
- [15] Silverman, B.W. (1986), "Density estimation for statistics and data analysis", Chapman and Hall, London, 1986.
- [16] Horn, J., Nafpliotis, N., Goldberg, D.E., "A niched pareto genetic algorithm for multi-objective optimization", In proceeding of the first conference on evolutionary computation, IEEE world congress on computational computation, vol. 1, pp. 82-87. Piscataway, Nj, 1994.
- [17] Tripathi, P.K., Bandyopadhyay, S., Pal, S.K., "Multi- Objective Particle Swarm Optimization with time variant inertia and acceleration coefficients", Information Science 177, pp. 5033-5049, 2007.
- [18] Gerbex, S., Cherkaoui, R. and Germond, A.J., "Optimal location of Multi-type FACTS devices in a power system by means of genetic Algorithms", IEEE Trans. Power Syst., vol. 16, No. 3, pp.537-544, 2001.
- [19] Ebrahimi, S., Farsangi, M. M., Nezamabadi-Pour, H. and lee, K. Y., "Optimal Allocation of STATIC VAR COMPENSATORS using modal analysis, simulated annealing and Tabu search", in Proc. 2006 IFAC Symposium on Power Plants and Power Systems, Calgary, Canada, July, 2006.
- [20] Farsangi, M M., Nezamabadi-Pour, H. and Lee, K. Y., "Multi-objective VAR planning with SVC for a large power system using PSO and GA," in Proc. 2006 IEEE PES power systems conference and Wxposition (PSE), Atlanta, USA, 2006.
- [21] Saravanan, M., Slochanal, S., Venkatesh, P. and Abraham, A., "Application of particle swarm optimization technique for optimal location of FACTS devices considering cost of installation and system loadability", Electric Power system research, vol. 77, pp. 276-283, 2007.
- [22] Farsangi, M.M., Nezamabadi-pour, H. and lee, K. Y., "Implementation of GCPSO for Multi-objective VAr Planning adaptation, and machine learning", Physica D 22, pp. 187–204. 1986.
- [4] Dorigo, M., Maniezzo, V. and Colorni, A., "The Ant System: optimization by a colony of cooperating agents", IEEE Transaction on systems, Man, and Cybernetics-part B, vol. 26, no.1, pp. 1-13, 1996.
- [5] Kennedy, J. and Eberhart, R.C., "Particle swarm optimization", Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, vol. 4, pp. 1942–1948, 1995.
- [6] Rashedi, E. and Nezamabadi, H. and Saryazdi, S., "A Gravitational Search Algorithm", Information Sciences, pp. 2232-2248, vol. 179, no. 13, 2009.
- [7] Zitzler, E., "Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimization: methods and applications", Ph.D. thesis, Shaker Verlag, Aachen, Germany, 1999.
- [8] Hajela, E. P. and lin, C.Y., "Genetic Search Strategies in Multicriterion Optimal Design", Structural Optimization, vol.4, pp. 99-107, 1992.
- [9] Shaffer, J.D., "Multiple Objective Optimization with vector evaluated genetic algorithms", International Conference on Genetic Algorithm and their application, pp. 93-100, Pittsburgh, PA, 1985.
- [10] Kursawe, F., "A variant of evolution strategies for vector optimization", In H.-p. Schawefel and R. Manner, editors, Parallel Problem Solving fro Nature, pp. 193-197, Berlin, Springer, 1991.
- [11] Goldberg, D., "Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning". Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, 1989.
- [12] Fonseca, C.M. and Fleming, P.J., "Genetic Algorithms for Multi-objective Optimization: Formulation, discussion and generalization", In S. Forest (Editor) Proc. of the fifth International Conference on Genetic Algorithms, pp. 416-423, 1993.
- [13] Sirinivas, N. and Deb, K., "Multi-objective optimization using non dominated sorting in genetic algorithms", Evolutionary Computation, pp. 221-248, 1994.

26- Nearest neighbor technique
 27- Raw fitness
 28- Histograms
 29- Multi-objective Gravitational Search Algorithm
 30- Modal Analysis

- with SVC and Its comparison with GA and PSO", in Proc. of 14th international conference on intelligence systems application to power systems (ISAP 2007) Taiwan 2007.
- [23] Farsangi, M. M., Nezamabadi-pour, H. and Lee, K. Y., "Multi-objective VAR planning with SVC using immune algorithm and guaranteed convergence particle swarm optimization," in Proc. of IFAC Symposium on Power Plants and Power System Control, Korea, Seoul, 2007.
- [24] Chow J. H. "Power system toolbox: A set of coordinated m-files for use with MATLAB" Cherry Tree Scientific Software, 1997.
- [25] Khaleghi, M., Farsangi, M.M., Nezamabadi-pour, H. and Lee, K.Y., "Pareto optimal design of damping controllers using modified artificial immune network algorithm" IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics--Part C, vol. 41, no. 2, pp. 240-250, 2010.

پانوشت‌ها

- 1-Flexible AC Transmission System (FACTS)
- 2-Static Var Compensator (SVC)
- 3-Voltage collapse
- 4-Heuristic algorithm
- 5-Evolutionary algorithm
- 6-Genetic algorithm
- 7-Simulated algorithm
- 8-Ant colony search algorithm
- 9-Particle swarm optimization
- 10-Gravitational search algorithm(GSA)
- 11-Fitness assignment and selection
- 12-Diversity preservation
- 13-Elitism
- 14-Multi Objective Evolutionary Algorithm
- 15-Partial order
- 16-Pareto order
- 17-Dominance depth
- 18-Dominance number
- 19-Pareto optimal
- 20- Pareto optimal set
- 21- Pareto optimal front
- 22- Pareto optimal surface
- 23-Density
- 24-Kernel
- 25-Fitness sharing