

ارائه یک مدل جدید برای جستجوی ترکیبی هوشمند جهت پیدا نمودن پاسخ بهینه سراسری مسائل مهندسی

محمد رضا حسن زاده^۱، فرشید کی نیا^{۲*}

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: ۱۳۹۷/۰۸/۰۲ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۱۲/۱۴	با توجه به پیچیدگی مسائل مهندسی و وجود محدودیت‌های مختلف در این مسائل، استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری در بهینه‌سازی مسائل علمی با توجه به توانایی آنها در پیدا نمودن راه حل‌های قابل قبول در یک زمان مقرون به صرفه تحمل غیرمحدبی و غیر متمایزی مسائل مختلف، لازم گردیده و از این رو تحقیقات گسترده‌ای جهت بهبود الگوریتم‌های اکتشافی به منظور بالا بردن توانایی آنها در حل مسائل مهندسی و عملی انجام گردیده است. در این مقاله با توجه به توانایی جستجوی سراسری بعضی الگوهای جستجوی فرا اکتشافی (مانند الگوریتم EMA) و توانایی جستجوی محلی بعضی الگوهای جستجوی فرا اکتشافی (مانند الگوریتم FPA)، یک روش ترکیب جدید برای استفاده از توانایی هر دو نوع الگوریتم پیشنهاد میشود. سپس با استفاده از روش پیشنهادی یک الگوی جستجوی ترکیبی با توانایی‌های جدید ارائه میشود که توانایی‌های آن بر روی توابع تست استاندارد و همچنین حل مسائل مهندسی اثبات می‌گردد.

واژگان کلیدی:

جستجوی فرا اکتشافی،
الگوی جستجوی ترکیبی،
الگوریتم بازار بورس،
الگوریتم گرده افشانی گل.

۱- مقدمه

هر الگوریتم بهینه سازی فرا اکتشافی دارای مزایا و معایب خاص خود می باشد و هیچ الگوریتم بهینه سازی نمی تواند نتایج خوبی را برای حل تمامی مسائل بهینه سازی ارائه نماید. این ویژگی‌ها از فرآیندهای طبیعی و مدل‌های رفتاری سیستم‌های بیولوژیکی در طبیعت به منظور تولید و سازماندهی اعداد تصادفی در حل مسائل الهام گرفته شده اند. اپراتورهای جذب و جستجوی متفاوت بکار گرفته شده در این الگوریتم‌ها منجر به مزایا و محدودیت‌های در مقایسه با سایر الگوریتم‌های فرا ابتکاری گردیده است [۱]. به عنوان نمونه، الگوریتم ژنتیک^۲ از تنوع ژنتیکی طبیعی

و انتخاب طبیعی [۲]، الگوریتم بهینه سازی ذرات^۳ از رفتار اجتماعی پرندگان و یا دسته ماهیان [۳] [۴]، الگوریتم بهینه سازی علف‌های هرز^۵ از کلونی علف‌های هرز [۵]، الگوریتم ازدحام گربه‌ها^۶ از رفتار گربه‌ها [۶]، الگوریتم بهینه سازی امواج آب^۷ از تقلید حرکت موج آب [۷]، الگوریتم جستجوی حالات ماده^۸ از مکانیزم حرکت ملوکول-ها [۸]، الگوریتم جستجوی کلاغ^۹ از رفتار هوشمندانه کلاغ در ذخیره سازی مواد غذایی اضافی [۹]، الگوریتم بهینه-سازی گرده افشانی گل^{۱۰} از فرآیند گرده افشانی گل‌ها [۱۰ و ۱۱]، الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستری^{۱۱} از رفتار اجتماعی و مکانیزم شکار گرگ‌های خاکستری [۱۲]

*. پست الکترونیک نویسنده مسئول: f.keynia@kgut.ac.ir

۱. دانشجوی دکتری نرم افزار، گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی

واحد کرمان

۲. دانشیار، گروه مدیریت و بهینه‌سازی انرژی، پژوهشگاه علوم و تکنولوژی پیشرفته و علوم محیطی، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

³ Genetic Algorithm (GA)

⁴ Particle Swarm Optimization Algorithm (PSO)

⁵ Invasive Weed Optimization (IWO)

⁶ Cat Swarm Optimization (CSO)

⁷ Water Wave Optimization (WWO)

⁸ States of Matter Search (SMS)

⁹ Crow Search Algorithm (CSA)

¹⁰ Flower Pollination Algorithm (FPA)

¹¹ Grey Wolf Optimizer (GWO)

معرفی می گردد. الگوریتم بازار بورس از روش معاملات سهام در بازار بورس و الگوریتم گرده افشانی گل از شبیه سازی رفتار گرده افشانی گل ها الهام گرفته شده اند. خصوصیات مهم الگوریتم بازار بورس عملکرد بالای آن در جستجوی نقطه بهینه سراسری و دوری از نقطه بهینه محلی و عدم همگرایی زود هنگام می باشد و در مقابل خصوصیات مهم الگوریتم گرده افشانی گل توانایی این الگوریتم در بهینه سازی مسائل با ابعاد کم و عملکرد بالای آن در استخراج نقاط در جستجوی محلی می باشد. در بخش های بعدی الگوریتم بازار بورس و الگوریتم گرده افشانی توضیح داده شده اند.

۱-۲- الگوریتم بازار بورس

الگوریتم بازار بورس توسط قربانی و بابائی در سال ۲۰۱۵ میلادی ارائه گردیده است [۱۳]. این الگوریتم یک الگوریتم بهینه سازی است که از روش معاملات سهام در بازار بورس الهام گرفته شده است و برای حل مسائل بهینه سازی غیرخطی پیوسته^۲ مناسب می باشد. الگوریتم فوق دارای دو حالت مختلف، یکی عدم وجود نوسان در بازار (تعادل بازار) و دیگری حالت نوسان بازار می باشد. نوسان بازار بعلافت افزایش و یا کاهش تقاضا و نیز اقدامات سیاسی و اقتصادی اتخاذ شده بوسیله سازمانها و کشورها در بازار ایجاد می گردد. در این الگوریتم هر فرد بازار بورس یک پاسخ مسئله می باشد. الگوریتم ابتدا افراد (سهامداران) را براساس شایستگی شان مرتب نموده و سپس براساس درصدهای مشخص، افراد در ابتدا، وسط و پایان فهرست مرتب شده را بعنوان اولین، دومین و سومین گروه بصورت منطقی تفکیک می نماید. افراد در اولین گروه نخبه ها و یا افراد موفق بازار بوده و مقدار سهام شان در تمام مراحل اجرای الگوریتم بدون تغییر باقی می ماند. افراد دومین و سومین گروه با درصد ریسک بالا و متفاوت سعی می نمایند سهام شان را نزدیک و یا مشابه سهام افراد نخبه انتخاب نمایند. در این الگوریتم فضای جستجو برای فراهم سازی امکان جستجوی نقاط ناشناخته مربوط به هر نوع تابعی قابل تنظیم می باشد. روش جستجوی فوق در شکل (۱) فلوجارت الف مشاهده می شود [۱۶].

و الگوریتم بازار بورس^۱ از سهام معامله شده در بازار بورس الهام گرفته شده اند [۱۳]. مهمترین مشکلات الگوریتم های فرا ابتکاری عبارت اند از: ۱- به دام افتادن در نقاط بهینه محلی و در نتیجه همگرایی زود هنگام (مشکل اکتشاف). ۲- عدم توانایی لازم برای پیدا نمودن نقاط بهینه مجاور یکدیگر (مشکل بهره برداری). ۳- همگرایی به راه حل های غیر مشابه در اجراهای با مقادیر پارامتر یکسان. در حال حاضر استفاده از الگوریتم های فرا ابتکاری در حل مسائل مختلف مهندسی مانند توزیع بار اقتصادی کاربرد های فراوانی پیدا نموده است [۱۴ و ۱۵].

در این مقاله یک روش جدید برای ترکیب الگوریتم های فرا ابتکاری جهت افزایش توانایی های آنها ارائه میشود. برای بررسی این روش یک الگوریتم ترکیبی نمونه که از ادغام دو الگوریتم بازار بورس و الگوریتم گرده افشانی گل بوجود آمده است، پیشنهاد می گردد. در این روش از یک اپراتور جستجو به منظور جستجوی سراسری و از یک اپراتور جذب جهت جستجوی محلی به منظور پیدا نمودن مقادیر بهینه استفاده خواهد شد.

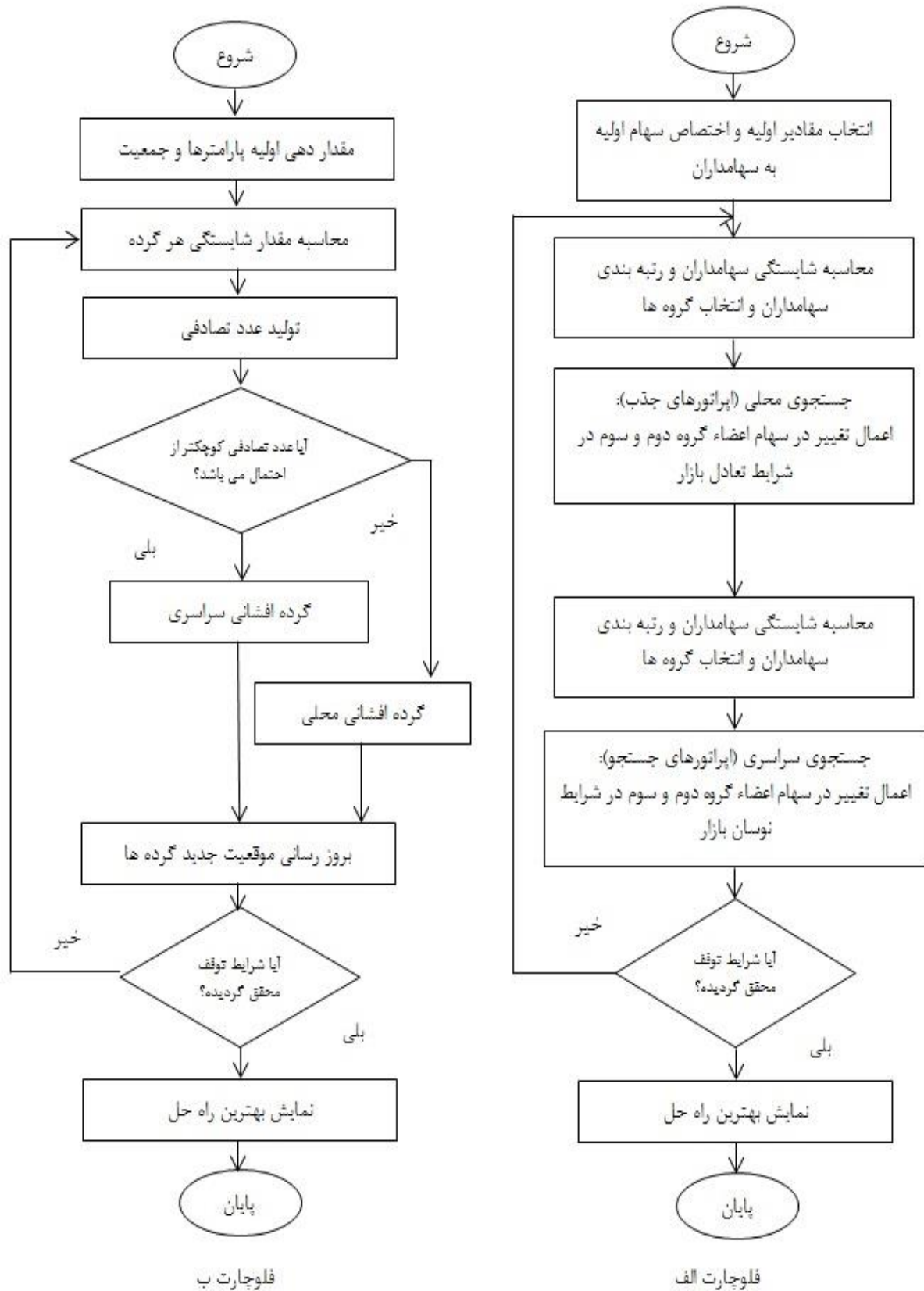
سازماندهی مقاله به این صورت می باشد: بعد از ارائه مقدمه، در بخش دوم الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم گرده افشانی و الگوریتم بازار بورس و ساختار الگوریتم پیشنهادی ارائه گردیده است. در بخش سوم پیاده سازی های به منظور ارزیابی عملکرد الگوریتم ترکیبی پیشنهادی با کمک توابع ارزیابی و همچنین مقایسه با عملکرد سایر الگوریتم های شناخته شده در حوزه بهینه سازی مسائل و نیز بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در حل یک مسئله مهندسی در حوزه توزیع بار الکتریکی مولدهای برق ارائه گردیده است. در بخش چهارم بررسی و تحلیل نتایج ارائه گردیده است. در بخش پنجم تحلیل حساسیت و در بخش ششم نتایج و کارهای آتی ارائه گردیده است.

۲- الگوریتم پیشنهادی

در این مقاله یک روش ترکیب برای الگوهای جستجوی مختلف جهت افزایش توانایی های آنها ارائه میشود. به این منظور یک الگوریتم ترکیبی که از الگوریتم بهینه سازی بازار بورس و الگوریتم گرده افشانی گل تشکیل شده است،

^۱Continuous non-linear optimization problem

^۲Exchange market algorithm (EMA)



شکل ۱- فلوچارت الف: الگوریتم بازار بورس [۱۶] و فلوچارت ب: الگوریتم گرده افشانی [۱۰]

جدول ۱- پیاده سازی های مختلف الگوریتم ترکیبی

ردیف	نام الگوریتم	توضیحات
۱	FEA _۱	جستجوی محلی الگوریتم گرده افشانی روی کل جمعیت بازار بورس با احتمال ۱-p انجام گردد. (p احتمال گرده افشانی سراسری و ۱-p احتمال گرده افشانی محلی می باشد).
۲	FEA _۲	جستجوی محلی الگوریتم گرده افشانی روی کل جمعیت بازار بورس و بدون در نظر گرفتن هر گونه احتمالی برای گرده افشانی محلی انجام گردد.
۳	FEA _۳	جستجوی محلی الگوریتم گرده افشانی بر روی کل جمعیت گروه دوم و سوم بازار بورس (بدون تفکیک منطقی) با احتمال ۱-p انجام گردد.
۴	FEA _۴	جستجوی محلی الگوریتم گرده افشانی بر روی کل جمعیت گروه دوم و سوم بازار بورس (بدون تفکیک منطقی) و بدون در نظر گرفته هر گونه احتمالی برای گرده افشانی محلی انجام گردد.
۵	FEA _۵	جستجوی محلی الگوریتم گرده افشانی با انتخاب تصادفی یک فرد از گروه اول بازار بورس و با انتخاب تصادفی یک نفر از گروه دوم و یا گروه سوم بازار بورس با احتمال ۱-p انجام گردد.
۶	FEA _۶	جستجوی محلی الگوریتم گرده افشانی با انتخاب تصادفی یک فرد از گروه اول بازار بورس و با انتخاب تصادفی یک نفر از گروه دوم و یا سوم بازار بورس و بدون در نظر گرفته هر گونه احتمالی برای گرده افشانی محلی انجام گردد.
۷	FEA _۷	مشابه حالت FEA _۱ و در نظر گرفتن جایگزینی راه حل جدید بجای راه حل قبلی فقط در صورتی که بهبودی در راه حل جدید ایجاد شده باشد انجام گردد.
۸	FEA _۸	مشابه حالت FEA _۲ و در نظر گرفتن جایگزینی راه حل جدید بجای راه حل قبلی فقط در صورتی که بهبودی در راه حل جدید ایجاد شده باشد انجام گردد.
۹	FEA _۹	مشابه حالت FEA _۳ و در نظر گرفتن جایگزینی راه حل جدید بجای راه حل قبلی فقط در صورتی که بهبودی در راه حل جدید ایجاد شده باشد انجام گردد.
۱۰	FEA _{۱۰}	مشابه حالت FEA _۴ و در نظر گرفتن جایگزینی راه حل جدید بجای راه حل قبلی فقط در صورتی که بهبودی در راه حل جدید ایجاد شده باشد انجام گردد.
۱۱	FEA _{۱۱}	مشابه حالت FEA _۵ و در نظر گرفتن جایگزینی راه حل جدید بجای راه حل قبلی فقط در صورتی که بهبودی در راه حل جدید ایجاد شده باشد انجام گردد.
۱۲	FEA _{۱۲}	مشابه حالت FEA _۶ و در نظر گرفتن جایگزینی راه حل جدید بجای راه حل قبلی فقط در صورتی که بهبودی در راه حل جدید ایجاد شده باشد انجام گردد.

۲-۲- الگوریتم گرده افشانی گل

الگوریتم گرده افشانی گل در سال ۲۰۱۲ میلادی توسط زین شی یانگ ارائه گردیده است [۱۰] [۱۱]. این الگوریتم یک الگوریتم بهینه سازی هوشمند بر پایه جمعیت می باشد که از شبیه سازی رفتار گرده افشانی گل ها الهام گرفته شده است.

گرده افشانی باعث باروری و تولید مثل گیاهان گلدار می گردد. دو نوع گرده افشانی وجود دارد: ۱- گرده افشانی که از گرده یک گل متفاوت اتفاق می افتد و تحت عنوان گرده افشانی متقابل^۲ و یا گرده افشانی سراسری^۳ شناخته می شود. ۲- گرده افشانی که از گرده همان گل و یا گرده

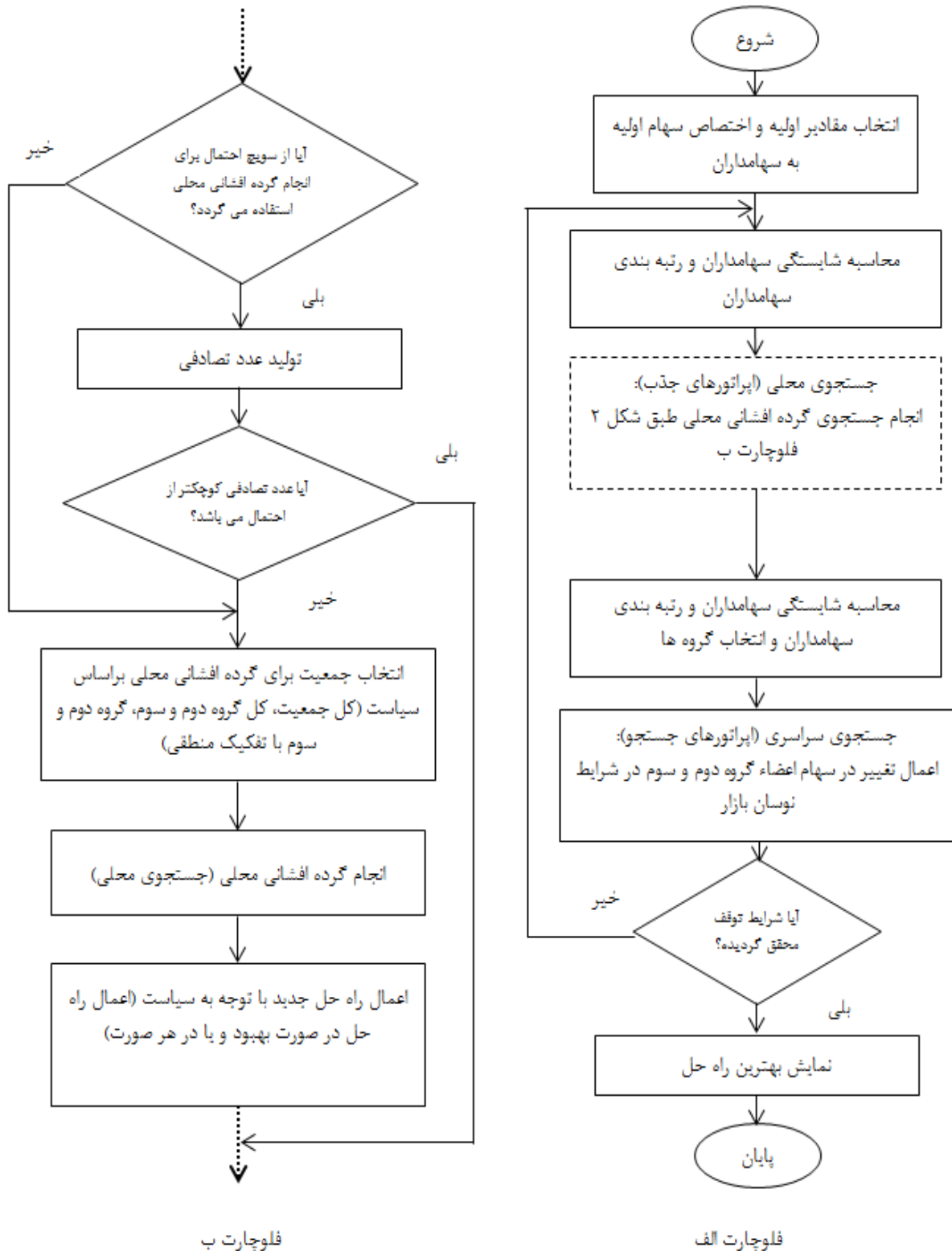
گیاهان دیگری از همان گونه گل اتفاق می افتد و بعنوان خود گرده افشانی^۴ و یا گرده افشانی محلی^۵ شناخته می شود. روش جستجوی فوق در شکل (۱) فلوچارت ب مشاهده می شود [۱۰].

۲-۳- ساختار الگوریتم پیشنهادی

در الگوریتم ترکیبی پیشنهادی بخش جستجوی محلی الگوریتم بازار بورس با بخش جستجوی محلی الگوریتم گرده افشانی جایگزین گردیده است. بنابراین بخش جستجوی محلی الگوریتم ترکیبی را با حالت های ذیل می توان پیاده سازی نمود:

^۱Self pollination
^۲Local pollination

^۱Xin-She Yang
^۲Cross pollination
^۳Global pollination



شکل ۲- فلوچارت الف: الگوریتم ترکیبی پیشنهادی - فلوچارت ب: بخش جستجوی محلی الگوریتم ترکیبی جدول ۲- مشخصات ۱۲ تابع ارزیابی بکاربرده شده

جدول ۲- مشخصات ۱۲ تابع ارزیابی بکاربرده شده

ردیف	نام تابع	مشخصات تابع	بازه عملکرد	فرمول تابع
۱	Ackley	MN	[-۳۲,۳۲]	$f(x) = f(x_1, \dots, x_n)$ $= -20 \cdot \exp\left(0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right)$ $- \exp\left(\frac{1}{d} \sum_{i=1}^n \cos(cx_i)\right) + 20 + \exp(1)$
۲	Griewank	MN	[-۶۰۰,۶۰۰]	$f(x) = f(x_1, \dots, x_n) = 1 + \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)$
۳	Penalized Fun. ۱	MN	[-۵۰,۵۰]	$f(x) = f(x_1, \dots, x_n) = \frac{\pi}{n} \times$ $y_i = 1 + \frac{1}{4}(x_i + 1),$ $u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & \text{if } x_i > a \\ 0 & \text{if } -a \leq x_i \leq a \\ k(-x_i - a)^m & \text{if } x_i < -a \end{cases}$ $a = 10, k = 100, m = 4$
۴	Penalized Fun. ۲	MN	[-۵۰,۵۰]	$f(x) = f(x_1, \dots, x_n)$ $= 0.1$ $\times \left\{ \sin^2(3\pi x_1) \right.$ $+ \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_{i+1})]$ $+ (x_n - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_n)] \left. \right\}$ $+ \sum_{i=1}^n u(x_i, a, k, m)$ $u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & \text{if } x_i > a \\ 0 & \text{if } -a \leq x_i \leq a \\ k(-x_i - a)^m & \text{if } x_i < -a \end{cases}$ $a = 10, k = 100, m = 4$
۵	Quartic	US	[-۱۲۸,۱۲۸]	$f(x) = f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0,1)$
۶	Rastrigin	MS	[-۵۱۲,۵۱۲]	$f(x) = f(x_1, \dots, x_n) = 10n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i))$
۷	Rosenbrock	UN	[-۵,۱۰]	$f(x) = f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n [10(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2]$
۸	Schwefel ۱/۲	UN	[-۱۰۰,۱۰۰]	$f(x) = f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$
۹	Schwefel ۲/۲۱	UN	[-۱۰۰,۱۰۰]	$f(x) = f(x_1, \dots, x_n) = \max x_i $
۱۰	Schwefel ۲/۲۲	UN	[-۱۰۰,۱۰۰]	$f(x) = f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $
۱۱	Sphere	US	[-۵۱۲,۵۱۲]	$f(x) = f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n x_i^2$

$f(x) = f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n (x_i + 0.5)^2$	[-۱۰۰ و ۱۰۰]	US	Step	۱۲
--	--------------	----	------	----

U: unimodal; M: multimodal, S: separable, N: non-separable

۱۲- FE، دو آزمایش بر روی ۱۲ تابع ارزیابی استاندارد که مشخصات آنها در جدول ۲ آمده است انجام گردید. توابع ارزیابی فوق جهت مشخص شدن کارایی ۱۲ الگوریتم ترکیبی در بررسی ویژگی‌های مربوط به الگوریتم‌ها مانند: همگرایی سریع، نادیده گرفتن تعداد زیادی نقاط می‌نیمم محلی، قابلیت پرش بیرون از بهینه محلی و دوری از همگرایی زود هنگام انتخاب شده‌اند.

در جدول ۲ نام تابع ارزیابی، نوع تابع (شامل: چندمدی، تک مدی، جدانشدنی، جدانشدنی)، بازه عملکرد تابع (حد بالا و حد پائین) و فرمول تابع آمده است. مقدار بهینه کلیه توابع فوق مقدار صفر می‌باشد. در این دو آزمایش اندازه جمعیت ۵۰ در نظر گرفته شده است. اولین آزمایش با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰۰۰ و ابعاد فضای مسئله ۲ انجام گردید.

نتایج این آزمایش شامل میانگین خطای ۱۲ الگوریتم ترکیبی در بهینه سازی توابع ارزیابی و نیز تعیین الگوریتم ترکیبی که بهترین عملکرد را داشته است در جدول ۳ ارائه گردیده است. دومین آزمایش با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰۰۰ و ابعاد فضای مسئله ۳۰ انجام گردید. نتایج این آزمایش در جدول ۴ ارائه گردیده است. هدف از این دو آزمایش تعیین بهترین الگوریتم ترکیبی از بین ۱۲ الگوریتم پیشنهادی در بهینه سازی توابع ارزیابی بوده است. خلاصه نتایج این دو آزمایش در جدول ۵ ارائه گردیده است. با توجه به نتایج جدول ۳ مشاهده می‌گردد که الگوریتم FEA^7 در پنج مورد، الگوریتم FEA^8 در نه مورد، الگوریتم FEA^9 در پنج مورد، الگوریتم FEA^{10} در هفت مورد، الگوریتم FEA^{11} در شش مورد و الگوریتم FEA^{12} در ده مورد منفردا و یا مشترکا نتایج بهتری را نسبت به سایر الگوریتم‌های ترکیبی بدست آورده‌اند. با توجه به نتایج جدول ۴ مشاهده می‌گردد که الگوریتم FEA^8 در پنج مورد، الگوریتم FEA^{10} در یک مورد و الگوریتم FEA^{12} در شش مورد منفردا نتایج بهتری نسبت

۱- دامنه جستجوی محلی می‌تواند شامل کل جمعیت بازار بورس (هر سه گروه) و یا کل گروه جذب (گروه‌های دوم و سوم بازار بورس) بدون تفکیک منطقی و یا در نظر گرفتن گروه دوم بصورت مجزا از گروه سوم باشد. این وضعیت سه حالت مختلف را برای بررسی ایجاد می‌نماید. ۲- استفاده و یا عدم استفاده از سوچ احتمال برای گرده افشانی محلی. این وضعیت دو حالت مختلف را برای بررسی ایجاد می‌نماید. ۳- پس از ایجاد راه حل جدید با جستجوی محلی گرده افشانی آیا راه حل جدید فقط در صورت بهبود به راه حل قبلی اعمال گردد و یا اینکه راه حل جدید در هر صورت با انجام جستجوی محلی براساس الگوریتم گرده افشانی بدون توجه به ایجاد بهبود به راه حل مربوطه خودش اعمال گردد. این وضعیت دو حالت مختلف را برای بررسی ایجاد می‌نماید. بنابراین پیاده سازی الگوریتم ترکیبی با $12 = (3 \times 2 \times 2)$ حالت مختلف طبق جدول ۱ انجام گردید و جهت سادگی در نام بردن این ۱۲ حالت اسامی آنها با نام های FEA^1 الی FEA^{12} نامگذاری گردید. فلوجارت روش جستجوی ترکیبی پیشنهادی در شکل (۲) مشاهده می‌شود.

۳- نتایج پیاده‌سازی

در این تحقیق به منظور بررسی کارایی و عملکرد الگوریتم ترکیبی دو نوع پیاده سازی مختلف انجام گردید. پیاده سازی اول با استفاده از توابع ارزیابی استاندارد انجام گردیده است و پیاده سازی دوم جهت حل یک مسئله مهندسی در زمینه توزیع بار الکتریکی مولدهای برق انجام شده است. کلیه پیاده سازی‌های انجام شده توسط نرم افزار متلب ورژن ۱۴ و بر روی یک رایانه رومیزی شخصی با پردازنده ۳ هسته‌ای با چهار گیگا بایت حافظه اصلی و تحت سیستم عامل ویندوز سون ۶۴ بیت انجام گردیده است.

مقادیر پارامترهای استفاده شده در پیاده سازی‌های فوق براساس مقادیر پیش فرض انتخاب گردیده‌اند [۱۰ و ۱۱ و ۱۳ و ۱۷].

جهت ارزیابی عملکرد ۱۲ الگوریتم ترکیبی (FEA^1 الی

*Separable

*Non-Separable

¹Benchmark function

²Local Minima

³Multimodal

⁴Unimodal

و FE_{A12} می باشند. بنابراین در ادامه این تحقیق کلیه پیاده سازی ها و بررسی های مربوط به الگوریتم ترکیبی پیشنهادی منحصرآ جهت این سه الگوریتم برتر ترکیبی انجام گردیده است.

به سایر الگوریتم های ترکیبی بدست آورده اند. الگوریتم های ترکیبی FE_{A1} الی FE_{A6} در هیچ موردی نتایج برتری را از خود نشان نداده اند. با توجه به جدول ۵ مشاهده می گردد که سه الگوریتم ترکیبی برتر در بهینه سازی ۱۲ تابع ارزیابی مورد استفاده الگوریتم های FE_{A8}، FE_{A10}،

جدول ۳- میانگین خطای ۱۲ الگوریتم ترکیبی در بهینه سازی توابع ارزیابی با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰۰۰ و ابعاد فضای مسئله ۲

میانگین خطا				نام تابع	ردیف
FE _{A10} FE _{A11} FE _{A12}	FE _{A7} FE _{A8} FE _{A9}	FE _{A4} FE _{A5} FE _{A6}	FE _{A1} FE _{A2} FE _{A3}		
بهترین الگوریتم (ها) در ارزیابی این تابع					
۸/۸۸۱۷۸e-۱۶ ۸/۸۸۱۷۸e-۱۶ ۸/۸۸۱۷۸e-۱۶	۸/۸۸۱۷۸e-۱۶ ۸/۸۸۱۷۸e-۱۶ ۸/۸۸۱۷۸e-۱۶	۱/۳۳۵۵۱e-۰۱ ۲/۵۶۹۰۵e-۰۲ ۲/۲۸۹۱۵e-۰۳	۳/۶۷۲۹۳e-۰۱ ۱/۴۵۵۹۴e-۰۱ ۵/۹۸۴۲۰e-۰۱	Ackley	۱
FE _{A7} +FE _{A8} +FE _{A9} +FE _{A10} +FE _{A11} +FE _{A12}					
۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۹/۴۳۹۷۹e-۱۰ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۱/۸۴۱۰۵e-۰۴	۴/۰۴۲۴۲e-۰۲ ۱/۳۸۵۲۴e-۰۲ ۷/۱۰۳۵۰e-۰۳	۸/۶۶۶۳۵e-۰۲ ۱/۲۰۳۷۲e-۰۱ ۱/۵۱۳۷۰e-۰۱	Griewank	۲
FE _{A8} +FE _{A10} +FE _{A11} +FE _{A12}					
۲/۳۵۵۸۲e-۳۱ ۲/۳۵۵۸۲e-۳۱ ۲/۳۵۵۸۲e-۳۱	۲/۳۵۵۸۲e-۳۱ ۲/۳۵۵۸۲e-۳۱ ۲/۳۵۵۸۲e-۳۱	۷/۵۳۹۳۸e-۰۳ ۱/۶۳۵۸۱e-۰۴ ۱/۴۳۹۶۴e-۰۵	۵/۳۵۶۲۹e-۰۲ ۴/۷۱۶۷۳e-۰۳ ۱/۰۹۸۶۹e-۰۱	Penalized Fun. ۱	۳
FE _{A7} +FE _{A8} +FE _{A9} +FE _{A10} +FE _{A11} +FE _{A12}					
۱/۳۴۹۷۸e-۳۲ ۱/۳۴۹۷۸e-۳۲ ۱/۳۴۹۷۸e-۳۲	۱/۳۴۹۷۸e-۳۲ ۱/۳۴۹۷۸e-۳۲ ۱/۳۴۹۷۸e-۳۲	۵/۱۸۵۲۰e-۰۳ ۵/۴۶۲۷۹e-۰۶ ۱/۰۴۸۸۰e-۰۵	۱/۹۷۹۱۳e-۰۲ ۲/۶۵۸۳۶e-۰۲ ۲/۴۱۶۲۹e-۰۲	Penalized Fun. ۲	۴
FE _{A7} +FE _{A8} +FE _{A9} +FE _{A10} +FE _{A11} +FE _{A12}					
۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۵/۱۲۲۳۲e-۲۰۸ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۱/۸۲۸۲۶e-۱۰۰ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۶/۹۶۹۹۶e-۱۰۰	۵/۳۰۶۷۳e-۱۲ ۲/۷۵۰۸۵e-۱۶ ۳/۸۸۵۵۸e-۱۷	۲/۶۵۱۵۳e-۱۱ ۴/۱۱۳۶۷e-۱۱ ۲/۳۵۱۲۱e-۱۰	Quartic	۵
FE _{A8} +FE _{A10} +FE _{A12}					
۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۴/۵۰۱۰۶e-۰۲ ۲/۸۸۳۷۵e-۰۳ ۱/۴۵۹۹۴e-۰۴	۸/۵۱۶۵۷e-۰۵ ۲/۱۳۷۷۸e-۰۳ ۵/۷۲۰۶۷e-۰۲	Rastrigin	۶
FE _{A7} +FE _{A8} +FE _{A9} +FE _{A10} +FE _{A11} +FE _{A12}					
۲/۷۶۳۲۷e-۱۵ ۳/۵۳۷۰۶e-۱۷ ۶/۱۶۲۲۰e-۱۷	۴/۵۵۰۹۶e-۱۷ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۱/۹۳۵۷۲e-۱۳	۴/۶۰۵۲۳e-۰۵ ۵/۵۸۳۷۷e-۰۴ ۲/۴۳۰۷۲e-۰۶	۳/۲۹۷۱۶e-۰۲ ۲/۶۱۶۳۰e-۰۳ ۱/۰۱۲۳۰e-۰۲	Rosenbrock	۷
FE _{A8}					
۱/۸۲۲۴۲e-۱۷ ۶/۵۸۲۲۸e-۱۳ ۱/۸۳۱۴۷e-۱۵	۹/۴۵۹۴۵e-۲۲ ۲/۵۱۳۰۳e-۵۴ ۱/۷۰۷۰۵e-۱۳	۷/۰۶۹۱۸e-۰۹ ۷/۸۱۷۹۶e-۱۰ ۸/۴۹۷۰۲e-۱۲	۹/۲۴۵۹۵e-۰۵ ۲/۹۱۱۱۴e-۰۹ ۴/۰۵۵۴۵e-۰۸	Schwefel ۱/۲	۸
FE _{A8}					
۲/۸۲۹۰۶e-۱۰۴	۲/۷۳۷۷۵e-۳۰	۲/۳۵۹۹۹e-۰۱	۴/۰۴۰۸۱e-۰۱	Schwefel ۲/۲۱	۹

۳/۰۴۹۹۹e-۵۹ ۱/۴۹۵۰۴e-۲۸۰	۱/۶۹۲۵۹e-۱۰۰ ۹/۹۸۲۲۸e-۳۱	۳/۸۷۳۳۵e-۰۲ ۶/۴۴۴۴e-۰۳	۲/۰۶۲۳۷e-۰۱ ۴/۸۲۸۸۶e-۰۱		
FEA۱۲					
۵/۸۸۰۲۳e-۱۰۵ ۱/۵۶۳۱۱e-۵۲ ۴/۸۲۰۲۰e-۲۶۳	۱/۷۰۵۴۰e-۲۸ ۲/۴۷۶۸۹e-۱۰۸ ۶/۹۱۳۵۷e-۲۵	۱/۲۰۶۳۹e-۰۱ ۶/۲۷۱۳۸e-۰۳ ۸/۸۰۹۶۲e-۰۳	۵/۲۷۶۶۰e-۰۱ ۸/۰۲۵۷۵e-۰۲ ۶/۷۳۳۲۹e-۰۱	Schwefel ۲/۲۲	۱۰
FEA۱۲					
۷/۳۲۰۴۹e-۲۰۷ ۲/۶۶۵۴۵e-۱۱۸ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۳/۰۹۶۲۳e-۶۵ ۴/۱۶۹۴۷e-۲۱۷ ۴/۵۳۴۸۱e-۶۰	۱/۸۲۶۷۰e-۰۶ ۷/۹۱۳۳۱e-۰۸ ۷/۶۸۸۶۴e-۰۹	۳/۲۱۸۴۲e-۰۴ ۷/۷۷۰۰۵e-۰۴ ۷/۹۱۱۰۲e-۰۵	Sphere	۱۱
FEA۱۲					
۵/۰۰۰۰۰e-۰۱ ۵/۰۰۰۰۰e-۰۱ ۵/۰۰۰۰۰e-۰۱	۵/۰۰۰۰۰e-۰۱ ۵/۰۰۰۰۰e-۰۱ ۵/۰۰۰۰۰e-۰۱	۵/۹۰۶۰۲e-۰۱ ۵/۲۰۵۶۵e-۰۱ ۵/۱۵۰۹۲e-۰۱	۱/۵۴۵۱۱e+۰۰ ۹/۰۶۵۹۹e-۰۱ ۱/۱۴۴۱۸e+۰۰	Step	۱۲
FEA۷+FEA۸+FEA۹+FEA۱۰+FEA۱۱+FEA۱۲					

جدول ۴- میانگین خطای ۱۲ الگوریتم ترکیبی در بهینه سازی توابع ارزیابی با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰۰۰ و ابعاد فضای مسئله ۳۰

بهترین الگوریتم (ها)	میانگین خطا				نام تابع	ردیف
	FEA۱۰ FEA۱۱ FEA۱۲	FEA۷ FEA۸ FEA۹	FEA۴ FEA۵ FEA۶	FEA۱ FEA۲ FEA۳		
FEA۱۲	۲/۰۸۳۹۶e+۰۰ ۲/۳۲۶۰۴e+۰۰ ۱/۱۶۹۷۴e+۰۰	۲/۶۲۴۱۰e+۰۰ ۱/۳۰۷۴۸e+۰۰ ۴/۳۳۹۶۵e+۰۰	۳/۱۱۱۱۴e+۰۰ ۲/۷۹۳۸۰e+۰۰ ۲/۱۴۶۹۵e+۰۰	۷/۱۰۶۴۵e+۰۰ ۶/۴۰۵۱۷e+۰۰ ۳/۹۶۱۶۵e+۰۰	Ackley	۱
FEA۸	۱/۰۳۳۶۶e+۰۰ ۱/۲۱۴۳۰e+۰۰ ۱/۴۱۴۸۵e-۰۲	۱/۶۵۸۴۶e+۰۰ ۴/۹۰۶۹۱e-۰۳ ۳/۶۹۵۰۰e+۰۱	۱/۱۱۶۴۵e+۰۱ ۵/۱۱۹۵۰e+۰۰ ۱/۲۴۸۰۷e+۰۰	۱/۹۹۸۵۳e+۰۲ ۱/۰۷۵۸۳e+۰۲ ۶/۱۰۴۳۷e+۰۱	Griewank	۲
FEA۱۰	۱/۳۵۹۵۳e-۰۷ ۱/۰۵۰۷۶e-۰۳ ۱/۲۸۰۹۷e-۰۱	۹/۰۶۰۹۳e-۰۲ ۱/۲۸۰۹۷e-۰۱ ۹/۶۲۴۸۵e-۰۱	۱/۳۳۷۸۷e+۰۱ ۱/۱۵۷۹۵e+۰۱ ۲/۷۶۶۲۴e+۰۰	۱/۲۶۹۲۰e+۰۷ ۲/۱۱۳۳۱e+۰۴ ۵/۰۱۲۷۹e+۰۱	Penalized Fun. ۱	۳
FEA۸	۱/۰۹۸۸۶e-۰۲ ۵/۱۳۷۶۲e-۰۳ ۲/۹۴۰۵۴e-۰۷	۸/۲۹۸۰۴e-۰۳ ۱/۴۷۲۲۲e-۰۷ ۴/۳۹۷۳۲e-۰۲	۶/۴۷۰۵۴e+۰۱ ۴/۱۸۷۳۴e+۰۱ ۲/۷۱۳۴۲e+۰۰	۳/۰۶۴۰۲e+۰۷ ۳/۷۱۹۰۶e+۰۷ ۱/۳۳۱۳۵e+۰۵	Penalized Fun. ۲	۴
FEA۱۲	۵/۷۱۲۲۲e-۰۳ ۵/۲۰۴۳۸e-۰۴ ۱/۳۸۳۴۹e-۱۱	۳/۶۹۷۴۴e-۰۴ ۹/۹۵۳۶۴e-۰۹ ۱/۲۴۵۲۹e+۰۰	۳/۹۱۹۱۲e-۰۲ ۲/۶۱۶۳۶e-۰۲ ۳/۷۹۸۹۳e-۰۴	۶/۴۸۷۹۵e+۰۰ ۷/۷۸۰۸۷e+۰۰ ۴/۴۸۷۸۵e-۰۱	Quartic	۵
FEA۸	۱/۰۸۴۲۹e+۰۲ ۱/۲۷۷۴۸e+۰۲ ۳/۵۴۹۳۱e+۰۱	۱/۱۶۳۴۳e+۰۲ ۲/۷۹۴۴۷e+۰۱ ۱/۶۷۸۱۵e+۰۲	۲/۲۶۱۰۳e+۰۲ ۱/۹۹۸۹۸e+۰۲ ۱/۰۴۶۲۱e+۰۲	۲/۷۹۹۲۹e+۰۲ ۲/۷۶۱۰۳e+۰۲ ۲/۳۶۳۵۰e+۰۲	Rastrigin	۶
FEA۱۲	۷/۰۸۷۳۱e+۰۱ ۱/۰۷۰۲۸e+۰۳ ۱/۱۲۱۶۹e+۰۱	۴/۸۷۸۲۳e+۰۱ ۱/۶۱۶۳۱e+۰۱ ۱/۵۳۰۳۷e+۰۲	۲/۱۳۴۱۵e+۰۴ ۳/۵۹۴۶۱e+۰۳ ۱/۷۶۲۰۸e+۰۲	۲/۶۸۸۳۶e+۰۵ ۲/۱۱۴۰۴e+۰۵ ۴/۱۷۱۳۷e+۰۴	Rosenbrock	۷
FEA۸	۱/۳۶۱۹e-۱۰ ۵/۸۷۳۳۳e-۱۲ ۴/۳۳۰۱۷e-۱۴	۳/۲۲۱۸۹e-۲۲ ۱/۹۱۳۶۲e-۴۹ ۶/۹۸۹۰۷e-۱۰	۵/۳۹۸۳۶e-۰۸ ۴/۱۳۵۴۸e-۱۰ ۱/۸۰۲۲۴e-۱۱	۷/۲۵۷۹۴e-۰۹ ۱/۰۶۴۷۶e-۰۷ ۶/۴۱۹۰۲e-۰۷	Schwefel ۱/۲	۸
FEA۱۲	۴/۱۹۰۲۷e-۰۲ ۹/۴۲۲۵۸e+۰۰	۵/۴۴۷۵۱e+۰۰ ۱/۵۹۷۸۹e-۰۳	۱/۸۷۶۵۸e+۰۱ ۱/۴۶۱۳۸e+۰۱	۵/۴۹۷۵۲e+۰۱ ۴/۸۰۰۰۷e+۰۱	Schwefel ۲/۲۱	۹

	۷/۳۵۴۰۰e-۰۹	۱/۷۱۳۸۳e+۰۱	۸/۲۷۵۹۰e+۰۰	۲/۵۳۰۲۷e+۰۱		
FEA۱۲	۱/۰۶۷۱۳e+۱۲ ۴/۸۷۶۳۷e+۱۴ ۲/۲۹۸۵۸e+۰۲	۱/۱۰۴۲۳e+۱۵ ۲/۸۳۰۹۲e+۰۲ ۱/۴۵۵۶۵e+۲۳	۷/۳۰۳۱۷e+۱۴ ۶/۱۸۱۹۳e+۱۴ ۱/۹۷۷۱۴e+۰۹	۱/۸۳۹۴۵e+۳۲ ۳/۵۴۹۷۸e+۲۰ ۷/۶۸۲۳۹e+۲۰	Schwefel ۲/۲۲	۱۰
FEA۱۲	۱/۰۷۸۲۵e-۱۱ ۲/۹۵۶۳۹e-۰۵ ۷/۵۰۲۴۶e-۵۴	۱/۶۳۹۵۸e-۰۱ ۳/۰۷۵۵۰e-۱۷ ۵/۵۳۹۵۶e+۰۰	۲/۸۵۱۸۹e+۰۰ ۱/۵۷۶۷۶e+۰۰ ۸/۰۶۶۲۶e-۰۲	۵/۹۲۵۷۶e+۰۱ ۳/۲۶۳۸۰e+۰۱ ۸/۹۶۲۴۸e+۰۰	Sphere	۱۱
FEA۸	۷/۵۰۲۲۵e+۰۰ ۸/۱۲۰۶۳e+۰۰ ۷/۵۰۰۶۵e+۰۰	۱/۳۲۳۵۵e+۰۲ ۷/۵۰۰۰۱e+۰۰ ۲/۴۷۹۲۵e+۰۳	۱/۷۴۳۴۷e+۰۳ ۶/۰۱۰۵۶e+۰۲ ۷/۵۲۴۶۴e+۰۱	۲/۵۱۵۰۱e+۰۴ ۱/۱۴۵۲۶e+۰۴ ۳/۳۹۸۹۵e+۰۳	Step	۱۲

جدول ۵- خلاصه نتایج ارزیابی ۱۲ الگوریتم ترکیبی پیشنهادی

تعداد موارد برتر شدن الگوریتم ترکیبی (منفردا و یا مشترکا)						نوع آزمایش		ردیف
FEA۱۲	FEA۱۱	FEA۱۰	FEA۹	FEA۸	FEA۷	ابعاد مسئله	تعداد تکرار	
۱۰	۶	۷	۵	۹	۵	۲	۱۰۰۰۰	۱
۶		۱		۵		۳۰	۱۰۰۰۰	۲
۱۶	۶	۸	۵	۱۴	۵	جمع		

جدول ۶- میانگین خطای سه الگوریتم برتر ترکیبی در مقایسه با الگوریتم های والد و

سایر الگوریتم های شناخته شده در بهینه سازی توابع ارزیابی با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰۰۰ و ابعاد فضای مسئله ۲

میانگین خطا				نام تابع	ردیف
FEA۸ FEA۱۰ FEA۱۲	FPA EMA	GSA PSO ABC CSA	HS BBO RCGA DE		
بهترین الگوریتم (ها) در ارزیابی این تابع					
۸/۸۸۱۷۸e-۱۶ ۸/۸۸۱۷۸e-۱۶ ۸/۸۸۱۷۸e-۱۶	۸/۸۸۱۷۸e-۱۶ ۸/۸۸۱۷۸e-۱۶	۴/۹۵۶۱۲e-۱۱ ۸/۸۸۱۷۸e-۱۶ ۶/۳۲۰۲۳e-۰۶ ۸/۸۸۱۷۸e-۱۶	۷/۸۸۱۷۳e-۰۷ ۱/۵۰۹۹۰e-۱۴ ۸/۸۸۱۷۸e-۱۶ ۸/۸۸۱۷۸e-۱۶	Ackley	۱
FEA۸+FEA۱۰+FEA۱۲+FPA+EMA+CSA+DE+PSO+RCGA					
۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۳/۰۶۲۸۵e-۰۵ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰ ۱/۰۷۰۹۵e-۰۴ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۲/۷۱۲۵۴e-۰۲ ۷/۳۹۶۰۴e-۰۳ ۴/۷۷۵۸۰e-۰۸ ۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	Griewank	۲
FEA۸+FEA۱۰+FEA۱۲+FPA+EMA+CSA+DE+PSO					
۲/۳۵۵۸۲e-۳۱ ۲/۳۵۵۸۲e-۳۱ ۲/۳۵۵۸۲e-۳۱	۲/۳۵۵۸۲e-۳۱ ۲/۳۵۵۸۲e-۳۱	۶/۳۳۳۶۴e-۲۳ ۲/۳۵۵۸۲e-۳۱ ۵/۷۸۶۱۱e-۱۳ ۲/۳۵۵۸۲e-۳۱	۷/۸۹۳۴۰e-۱۲ ۵/۳۲۱۲۵e-۲۶ ۲/۳۵۵۸۲e-۳۱ ۲/۳۵۵۸۲e-۳۱	Penalized Fun. ۱	۳
FEA۸+FEA۱۰+FEA۱۲+FPA+EMA+CSA+DE+PSO+RCGA					
۱/۳۴۹۷۸e-۳۲ ۱/۳۴۹۷۸e-۳۲ ۱/۳۴۹۷۸e-۳۲	۱/۳۴۹۷۸e-۳۲ ۱/۳۴۹۷۸e-۳۲	۲/۰۲۶۲۶e-۲۲ ۱/۳۴۹۷۸e-۳۲ ۷/۱۹۹۹۷e-۱۲ ۱/۳۴۹۷۸e-۳۲	۷/۵۰۱۹۴e-۱۲ ۶/۹۶۵۲۸e-۲۶ ۱/۳۴۹۷۸e-۳۲ ۱/۳۴۹۷۸e-۳۲	Penalized Fun. ۲	۴
FEA۸+FEA۱۰+FEA۱۲+FPA+EMA+CSA+DE+PSO+RCGA					
۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۶/۳۰۹۸۹e-۴۴	۸/۷۰۸۷۱e-۲۴	Quartic	۵

./.....e+..	./.....e+..	./.....e+..	۱/۳۳۶۰۳e-۶۴		
./.....e+..		۱/۷۲۴۲۷e-۳۳	۲/۷۷۵۳۰e-۹۴		
		./.....e+..	./.....e+..		
FEA۸+FEA۱۰+FEA۱۲+FPA+EMA+CSA+DE+PSO					
./.....e+..	./.....e+..	./.....e+..	۲/۵۲۱۵۵e-۰۹	Rastrigin	۶
./.....e+..	./.....e+..	./.....e+..	./.....e+..		
./.....e+..		۷/۶۰۲۶۴e-۰۷	۱/۲۱۹۶۵e-۱۰		
		./.....e+..	./.....e+..		
FEA۸+FEA۱۰+FEA۱۲+FPA+EMA+BBO+CSA+DE+GSA+PSO					
./.....e+..	./.....e+..	۶/۴۱۹۹۰e-۲۱	۲/۱۳۰۶۷e-۰۳	Rosenbrock	۷
۱/۲۵۷۲۷e-۱۵	۴/۱۳۹۲۲e-۲۰	./.....e+..	۱/۰۰۷۴۲e-۰۸		
۱/۸۶۱۳۶e-۱۷		۳/۲۱۰۱۵e-۰۵	۱/۰۱۴۲۶e+۰۰		
		./.....e+..	./.....e+..		
FEA۸+FPA+CSA+DE+PSO					
۶/۹۴۱۳۳e-۵۵	۱/۱۵۷۹۰e-۲۴۹	۶/۸۷۹۷۴e-۳۶	۵/۳۹۱۸۳e-۱۵	Schwefel ۱/۲	۸
۲/۲۸۴۷۴e-۱۴	./.....e+..	./.....e+..	۱/۱۷۸۲۱e-۵۳		
۱/۴۱۶۷۴e-۱۶		۴/۷۷۶۲۹e-۲۶	./.....e+..		
		۲/۴۸۳۶۲e-۲۶۱	./.....e+..		
EMA+DE+PSO+RCGA					
۸/۰۶۱۶۶e-۱۰۷	۱/۶۸۳۵۲e-۹۲	۱/۶۷۱۸۳e-۱۱	۵/۹۵۸۷۱e-۰۶	Schwefel ۲/۲۱	۹
۱/۲۲۵۱۰e-۱۰۷	./.....e+..	./.....e+..	۳/۷۰۰۶۸e-۱۲		
۳/۱۴۵۲۸e-۲۶۲		۲/۳۵۷۳۶e-۰۶	۳/۴۱۳۹۹e-۱۰		
		۱/۵۳۵۰۶e-۹۷	./.....e+..		
EMA+DE+PSO					
۳/۲۸۳۴۰e-۱۰۴	۱/۳۵۸۶۳e-۹۱	۴/۳۴۷۲۱e-۱۱	۱/۸۲۰۹۵e-۰۶	Schwefel ۲/۲۲	۱۰
۶/۹۰۵۴۰e-۱۱۱	./.....e+..	./.....e+..	۱/۳۵۱۱۳e-۱۵		
۱/۳۱۶۰۸e-۲۵۸		۳/۴۳۶۲۶e-۰۷	۷/۷۳۷۷۳e-۷۶		
		۶/۱۳۷۸۱e-۱۰۶	./.....e+..		
EMA+DE+PSO					
۵/۷۶۸۲۷e-۲۱۳	۱/۰۱۳۳۰e-۱۸۱	۲/۹۲۲۹۹e-۲۲	۱/۳۷۸۵۸e-۱۲	Sphere	۱۱
۱/۷۵۷۴۷e-۲۰۵	./.....e+..	./.....e+..	۶/۶۱۱۶۶e-۳۷		
./.....e+..		۷/۰۱۲۸۱e-۱۶	۲/۵۱۰۷۹e-۸۷		
		۱/۰۸۹۰۴e-۲۲۰	./.....e+..		
FEA۱۲+EMA+DE+PSO					
۵/.....e-۰۱	۵/.....e-۰۱	۵/.....e-۰۱	۵/.....e-۰۱	Step	۱۲
۵/.....e-۰۱	۵/.....e-۰۱	۵/.....e-۰۱	۵/.....e-۰۱		
۵/.....e-۰۱		۵/.....e-۰۱	۵/.....e-۰۱		
		۵/.....e-۰۱	۵/.....e-۰۱		

جدول ۷- میانگین خطای سه الگوریتم برتر ترکیبی در مقایسه با الگوریتم‌های والد و

سایر الگوریتم‌های شناخته شده در بهینه سازی توابع ارزیابی با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰۰۰ و ابعاد فضای مسئله ۳۰

میانگین خطا				نام تابع	ردیف
FEA۸ FEA۱۰ FEA۱۲	FPA EMA	GSA PSO ABC CSA	HS BBO RCGA DE		
بهترین الگوریتم (ها) در ارزیابی این تابع					
۱/۱۴۱۷۶e+۰۰	۱/۱۲۰۱۷e+۰۰	۴/۴۸۴۶۳e-۱۰	۱/۸۴۷۰۳e+۰۰	Ackley	۱
۲/۰۱۷۱۰e+۰۰	۸/۹۰۴۰۵e-۰۱	۵/۰۷۴۲۵e-۰۱	۱/۴۸۸۰۳e-۰۳		
۹/۹۹۳۱۴e-۰۱		۱/۶۳۱۸۹e+۰۰	۴/۶۷۶۲۵e-۰۱		

		۷/۹۷۷۹۴e-۰۱	۷/۹۹۳۶۱e-۱۵		
DE					
۱/۵۹۵۳۴e-۰۲	۱/۷۲۲۶۳e-۰۲	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۶/۸۰۸۰۴e+۰۰	Griewank	۲
۱/۰۵۶۹۹e+۰۰	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۴/۸۹۰۵۶e-۰۲	۲/۱۹۴۵۶e-۰۲		
۱/۱۰۷۱۵e-۰۲		۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۱/۰۴۹۲۳e+۰۰		
		۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰		
EMA+ABC+CSA+DE+GSA					
۹/۲۹۹۶۸e-۰۹	۱/۲۸۰۹۷e-۰۱	۲/۵۳۸۷۷e-۱۹	۱/۴۵۱۴۶e+۰۱	Penalized Fun. ۱	۳
۴/۱۴۰۸۵e-۰۷	۱/۵۷۰۵۴e-۳۲	۱/۵۷۰۵۴e-۳۲	۲/۶۱۳۵۶e+۰۵		
۴/۸۸۴۶۵e+۰۰		۱/۵۱۰۶۷e+۰۱	۱/۲۶۷۴۷e-۰۱		
		۱/۵۷۰۵۴e-۳۲	۱/۵۷۰۵۴e-۳۲		
EMA+CSA+DE+PSO					
۲/۷۷۶۵۹e-۰۷	۵/۰۰۸۶۵e-۱۷	۶/۷۴۸۲۴e-۱۹	۵/۳۳۹۱۵e+۰۱	Penalized Fun. ۲	۴
۸/۰۹۰۸۴e-۰۷	۱/۳۴۹۷۸e-۳۲	۱/۴۷۳۰۴e-۳۲	۲/۴۵۱۹۷e+۰۴		
۱/۰۹۸۷۹e-۰۲		۵/۹۰۲۵۷e-۱۲	۲/۱۶۷۲۸e-۰۱		
		۱/۳۴۹۷۸e-۳۲	۱/۳۴۹۷۸e-۳۲		
EMA+CSA+DE					
۶/۴۵۷۹۳e-۱۰	۳/۳۵۱۵۲e-۳۱	۱/۶۰۷۹۳e-۳۵	۱/۴۶۰۶۰e-۰۲	Quartic	۵
۵/۶۴۴۸۵e-۰۳	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۱/۱۶۶۱۵e-۱۵۹	۸/۷۶۴۵۸e-۱۴		
۱/۵۷۴۴۰e-۱۲		۱/۹۷۸۴۸e-۲۰	۱/۷۲۸۱۴e-۰۶		
		۱/۹۷۶۳۸e-۹۸	۸/۱۹۹۰۱e-۲۵۱		
EMA					
۳/۵۰۶۰۴e+۰۱	۲/۵۸۶۸۹e+۰۱	۱/۱۹۳۹۵e+۰۱	۲/۰۵۷۵۹e+۰۱	Rastrigin	۶
۱/۰۳۶۱۹e+۰۲	۵/۶۸۴۳۴e-۱۴	۲/۷۸۵۸۸e+۰۱	۵/۹۶۹۹۱e+۰۱		
۳/۴۰۲۶۰e+۰۱		۱/۹۱۵۲۹e+۰۲	۴/۴۹۲۰۱e+۰۰		
		۱/۲۸۵۷۹e+۰۱	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰		
DE					
۳/۵۷۱۹۹e-۰۵	۷/۲۸۵۶۷e+۰۰	۱/۴۱۰۷۴e+۰۱	۷/۰۰۱۰۸e+۰۲	Rosenbrock	۷
۵/۶۸۲۳۱e+۰۱	۱/۴۰۰۶۴e-۰۲	۲/۲۶۶۷۵e+۰۱	۱/۶۹۶۸۲e+۰۱		
۷/۰۴۲۳۴e+۰۱		۲/۱۹۷۰۸e+۰۱	۹/۴۰۰۲۵e+۰۱		
		۶/۳۴۲۹۶e-۱۱	۱/۹۵۰۵۴e+۰۱		
CSA					
۸/۳۵۸۰۱e-۵۳	۶/۸۸۴۰۶e-۲۴۹	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۹/۴۸۰۲۳e-۱۶	Schwefel ۱/۲	۸
۲/۳۲۹۱۱e-۱۱	۹/۱۳۱۳۳e-۶۵	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۲/۱۱۶۴۱e-۱۳		
۱/۰۷۲۲۰e-۱۴		۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰		
		۷/۶۴۸۴۲e-۲۷۶	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰		
ABC+DE+GSA+PSO+RCGA					
۲/۷۷۷۷۱e-۰۳	۱/۹۷۵۹۲e+۰۰	۱/۷۵۲۶۰e-۰۹	۲/۹۱۸۲۶e+۰۱	Schwefel ۲/۲۱	۹
۲/۸۴۰۵۲e-۰۲	۲/۶۶۷۶۱e-۴۴	۵/۶۹۱۹۷e-۰۶	۱/۴۴۱۴۱e-۰۱		
۱/۷۹۷۹۰e-۰۷		۴/۹۱۵۱۲e+۰۱	۱/۹۳۴۰۵e+۰۰		
		۱/۲۱۷۱۵e-۰۴	۴/۰۶۳۷۱e-۱۵		
EMA					
۲/۱۹۷۰۷e+۰۲	۵/۴۰۳۹۹e-۰۱	۱/۳۳۵۷۹e-۰۸	۳/۶۶۰۹۳e+۰۱	Schwefel ۲/۲۲	۱۰
۷/۹۵۳۵۶e+۱۲	۲/۲۵۶۸۹e-۱۷۸	۱/۲۹۱۹۰e-۴۴	۱/۵۷۹۱۴e-۰۱		
۱/۹۰۹۴۷e+۰۲		۶/۱۵۳۱۸e+۱۴	۴/۴۷۵۷۵e+۰۰		
		۱/۰۰۰۰۰e+۱۰	۴/۱۴۰۸۳e-۹۲		
EMA					
۴/۴۵۶۴۳e-۱۸	۲/۰۷۱۶۷e-۱۹	۸/۱۹۳۹۳e-۱۸	۱/۵۲۰۵۶e+۰۰	Sphere	۱۱
۱/۰۴۶۶۱e-۱۱	۰/۰۰۰۰۰e+۰۰	۳/۹۲۹۱۲e-۱۰۳	۲/۶۷۵۴۱e-۰۶		
۲/۱۴۱۵۹e-۵۶		۱/۲۸۴۱۳e-۳۲	۱/۳۸۷۱۸e-۰۳		
		۳/۶۷۶۴۸e-۶۳	۱/۵۵۴۹۸e-۱۵۸		
EMA					

۷/۵۰۰۰۲e+۰۰	۷/۵۰۰۰e+۰۰	۷/۵۰۰۰e+۰۰	۶/۱۰۸۸۵e+۰۲	Step	۱۲
۷/۵۰۰۸۸e+۰۰	۷/۵۰۰۰e+۰۰	۷/۵۰۰۰e+۰۰	۷/۵۹۷۳۰e+۰۰		
۷/۵۱۴۲۳e+۰۰		۷/۵۰۰۰e+۰۰	۱/۷۴۴۳۱e+۰۱		
		۷/۵۰۰۰e+۰۰	۷/۵۰۰۰e+۰۰		
EMA+ABC+CSA+DE+PSO					

است. در صورتیکه میانگین خطای کمتر از ۳۲-۱۰ بعنوان خطای با مقدار صفر در نظر گرفته شود و با توجه به نتایج جدول ۶ مشاهده می‌گردد که الگوریتم BBO در یک مورد، الگوریتم RCGA در پنج مورد، الگوریتم DE در دوازده مورد، الگوریتم GSA در یک مورد، الگوریتم PSO در دوازده مورد، الگوریتم CSA در هشت مورد، الگوریتم FPA در هشت مورد، الگوریتم EMA در یازده مورد، الگوریتم FEA^۸ در دوازده مورد، الگوریتم FEA^{۱۰} در ده مورد و الگوریتم FEA^{۱۲} در ۱۰ مورد مشترکا نتایج بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها بدست آورده‌اند و با توجه به جدول ۷ مشاهده می‌گردد که الگوریتم RCGA در یک مورد، الگوریتم DE در هفت مورد، الگوریتم GSA در دو مورد، الگوریتم PSO در سه مورد، الگوریتم ABC در سه مورد، الگوریتم CSA در پنج مورد، الگوریتم EMA در هشت مورد، الگوریتم FEA^۸ در یک مورد و الگوریتم FEA^{۱۲} در یک مورد منفردا و یا مشترکا نتایج بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها بدست آورده‌اند.

خلاصه نتایج جدول ۶ و جدول ۷ در جدول ۸ ارائه گردیده است. با توجه به جدول ۸ مشاهده می‌گردد که سه الگوریتم ترکیبی برتر در مقایسه با والدین خود و سایر الگوریتم‌های شناخته شده در حل توابع ارزیابی با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰۰۰ و فضای ابعاد ۲ تقریباً نتایج یکسان و در برخی از موارد نیز نیاز بهتری را تولید نموده‌اند، اما در حل توابع ارزیابی با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰۰۰ و فضای ابعاد ۳۰ اگرچه نتایج از الگوریتم FPA بهتر می‌باشد ولی در مقایسه با الگوریتم EMA و نیز برخی از الگوریتم‌های شناخته شده نتایج خوبی را تولید ننموده‌اند.

۳-۲- حل یک مسئله مهندسی

در پیاده‌سازی‌های سری دوم به منظور بررسی عملکرد و کارایی سه الگوریتم برتر ترکیبی آزمایش‌های جهت حل یک مسئله مهندسی در زمینه توزیع بار الکتریکی مولدهای برق انجام گردید.

با توجه به جدول ۱ (پیاده‌سازی‌های مختلف الگوریتم ترکیبی) و نتایج جدول ۵ (تعیین سه الگوریتم‌های برتر ترکیبی)، مشخص گردید که ویژگی‌های اصلی سه الگوریتم برتر ترکیبی عبارتند از: ۱- این سه الگوریتم برتر فاقد سوچ احتمال برای گرده افشانی محلی می‌باشند. ۲- در این سه الگوریتم برتر، راه‌حل تولیدی در صورت بهبود نسبت به راه‌حل قبلی در جمعیت اعمال می‌گردد. ۳- بهترین حالت انتخاب جمعیت برای FEA^{۱۲} می‌باشد به طوری که یک نفر بصورت تصادفی از گروه اول و یک نفر بصورت تصادفی از گروه دوم و یا گروه سوم بازار انتخاب گردیده است.

۳-۱- عملکرد الگوریتم‌های برتر ترکیبی در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها

دو آزمایش جهت بررسی عملکرد سه الگوریتم برتر ترکیبی FEA^۸، FEA^{۱۰} و FEA^{۱۲} در مقایسه با الگوریتم‌های بهینه‌سازی مطرح و شناخته شده RCGA و PSO و DE و ABC و BBO و HSA و GSA و CSA و نیز الگوریتم‌های والد الگوریتم ترکیبی (FPA و EMA) انجام گردید. در این دو آزمایش اندازه جمعیت ۵۰ در نظر گرفته شده است. اولین آزمایش جهت مقایسه کارایی سه الگوریتم برتر ترکیبی در مقایسه با الگوریتم‌های والد و هشت الگوریتم دیگر شناخته شده در حوزه بهینه‌سازی با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰۰۰ و ابعاد فضای مسئله ۲ انجام گردید. نتایج این آزمایش شامل میانگین خطای الگوریتم‌های فوق در بهینه‌سازی توابع ارزیابی و نیز تعیین الگوریتم (های) که بهترین عملکرد را داشته است در جدول ۶ ارائه گردیده است. دومین آزمایش جهت مقایسه کارایی سه الگوریتم برتر ترکیبی در مقایسه با الگوریتم‌های والد و هشت الگوریتم دیگر شناخته شده در حوزه بهینه‌سازی با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰۰۰ و ابعاد فضای مسئله ۳۰ انجام گردید. نتایج این آزمایش شامل میانگین خطای الگوریتم‌های فوق در بهینه‌سازی توابع ارزیابی و نیز تعیین الگوریتم (های) که بهترین عملکرد را داشته است در جدول ۷ ارائه گردیده است.

جدول ۸- خلاصه مقایسه عملکرد سه الگوریتم برتر ترکیبی نسبت به الگوریتم های والد (FPA و EMA) و سایر الگوریتم های شناخته شده در بهینه سازی توابع ارزیابی

تعداد موارد برتر شدن الگوریتم ها (منفردا و یا مشترکا)						نوع آزمایش		ردیف
FEA ^۱ FEA ^{۱۰} FEA ^{۱۲}	FPA EMA	ABC CSA	GSA PSO	RCGA DE	HS BBO	ابعاد مسئله	تعداد تکرار	
۱۲ ۱۰ ۱۰	۸ ۱۱	۰ ۸	۱ ۱۲	۵ ۱۲	۰ ۱	۲	۱۰۰۰۰	۱
۱ ۰ ۱	۰ ۸	۳ ۵	۲ ۳	۱ ۷	۰ ۰	۳۰	۱۰۰۰۰	۲

تقاضای بار و P_{Loss} تلفات انتقال برق می باشد. مقدار NEU^4 تعداد واحدهای تولیدی برق و P_n میزان تولید برق واقعی می باشد.

فرمول ریاضی میزان تلفات از طریق فرمول جورج [۱۷] با استفاده از ماتریس ضرایب B بصورت ذیل تعریف می گردد:

$$P_{Loss}^{NEU} = \sum_{n=1}^{NEU} \sum_{m=1}^{NEU} P_{gn} B_{nm} P_{gm} \quad (MegaWatt) \quad (4)$$

بطوریکه P_{gn} و P_{gm} به ترتیب تولید برق واقعی در n امین و m امین مولد برق می باشد. ماتریس B_{nm} ، ماتریس ضرایب تلفات می باشد.

یک مسئله ELDP محدود را می توان به یک مسئله ELDP غیرمحدود با استفاده از فاکتور جریمه قطعی تبدیل نمود. بنابراین فرمول ریاضی ELDP غیرمحدود را می توان بصورت ذیل ارائه نمود:

$$\begin{aligned} \min[FC(P_n)] &= \sum_{n=1}^{NEU} (a_n P_n^2 + b_n P_n + c_n) + 1000 \\ & * abs(\sum_{n=1}^{NEU} P_n - P_{Demand} \\ & - \sum_{n=1}^{NEU} \sum_{m=1}^{NEU} P_{gn} B_{nm} P_{gm}) \end{aligned} \quad (5)$$

معادله (۵) شامل فاکتور جریمه $\sum_{n=1}^{NEU} \sum_{m=1}^{NEU} P_{gn} B_{nm} P_{gm}$ می باشد.

۳-۲-۱- مسئله توزیع بار اقتصادی^۱

برنامه ریزی برای نحوه توزیع برق الکتریکی تولیدی مولدها به منظور پاسخگوئی به تقاضای بار برای پریودهای زمانی مشخص بسیار ضروری می باشد. این برنامه ریزی تحت عنوان مسئله تعهد واحد شناخته می شود.

در برنامه توزیع بار الکتریکی، تولید بهینه برای تقاضای بار مورد نیاز و با در نظر گرفتن ضایعات انتقال^۳ با کمترین (بهینه ترین) هزینه تولید مد نظر می باشد. هدف اصلی ELDP در سیستم های برق الکتریکی، برنامه ریزی به منظور تامین تقاضای بار الکتریکی با کمترین هزینه ضمن ارضاء محدودیت های تولیدی و محدودیت های عملیاتی می باشد. بحث ELDP یک مسئله بهینه سازی محدود شده می باشد و می توان فرمول ریاضی آنرا بصورت ذیل بیان نمود [۱۷ و ۱۸]:

$$\min[FC(P_n)] = \sum_{n=1}^{NEU} (a_n P_n^2 + b_n P_n + c_n) \quad \$/Hour \quad (1)$$

با شرط تساوی:

$$\sum_{n=1}^{NEU} P_n = P_{Demand} + P_{Loss} \quad (2)$$

و شرط نامساوی:

$$P_n^{min} \leq P_n \leq P_n^{max} \quad n = 1, 2, 3, \dots, NEU \quad (3)$$

بطوریکه a_n و b_n و c_n ضرایب هزینه و P_{Demand}

³ Transmission loss.

⁴ Number of electric generating units (NEU)

^۱Economic load dispatch problem (ELDP)

^۲Unit Commitment Problem (UCP)

الگوریتم‌ها ۵۰ بار و اندازه جمعیت ۱۵ در نظر گرفته شد و میانگین هزینه سوخت و میانگین تلفات بار در ۵۰ تکرار محاسبه گردید. نتیجه آزمایش اول با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰ در جدول ۹ ارائه گردیده است. نتیجه آزمایش دوم با حداکثر تعداد تکرار ۲۵۰ در جدول ۱۰ ارائه گردیده است. خلاصه نتایج آزمایش‌های اول و دوم به ترتیب در جدول ۱۱ و جدول ۱۲ ارائه گردیده است.

با توجه به جدول ۱۱ دیده می‌شود که الگوریتم GWO در دو مورد برای سیستم‌های ۶ و ۴۰ واحدی (فضای ابعاد کم و فضای ابعاد زیاد)، الگوریتم EMA در یک مورد برای سیستم‌های ۳۸ واحدی (فضای ابعاد زیاد)، الگوریتم FEA^۸ در دو مورد برای سیستم‌های ۶ و ۱۳ واحدی (فضای ابعاد کم و فضای ابعاد متوسط) و الگوریتم FEA^{۱۲} در شش مورد برای سیستم‌های ۳ و ۶ واحدی (فضای ابعاد کم) بهترین هزینه تولید را داشته‌اند. با توجه به جدول ۱۲ دیده می‌شود که الگوریتم FPA در شش مورد برای سیستم‌های ۳، ۶ و ۳۸ واحدی (فضای ابعاد کم و فضای ابعاد زیاد)، الگوریتم EMA در یک مورد برای سیستم‌های ۴۰ واحدی (فضای ابعاد زیاد) و الگوریتم FEA^{۱۲} در چهار مورد برای سیستم‌های ۳ و ۶ واحدی (فضای ابعاد کم) بهترین هزینه تولید را داشته‌اند.

۳-۲-۲- حل مسئله توزیع بار الکتریکی مولدهای برق

دو آزمایش مختلف جهت بررسی عملکرد سه الگوریتم برتر ترکیبی FEA^۸، FEA^{۱۰} و FEA^{۱۲} در مقایسه با الگوریتم GWO و نیز الگوریتم‌های والد الگوریتم ترکیبی (FPA و EMA) برای حل مسئله توزیع بار الکتریکی مولدهای برق انجام گردید. آزمایش اول با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰ و آزمایش دوم با حداکثر تعداد تکرار ۲۵۰ انجام شد. در این دو آزمایش به بررسی واحدهای تولیدی مختلف به منظور تامین تقاضای بار الکتریکی مشخص و در برخی از موارد به همراه تلفات بار انجام گردید. سه نوع واحد تولیدی مختلف شامل واحدهای تولیدی کوچک شامل ۳ و ۶ واحدی و واحد تولیدی متوسط شامل ۱۳ واحدی و واحدهای تولیدی بزرگ ۳۸ و ۴۰ واحدی مورد بررسی قرار گرفتند. سیستم با ۳ واحد تولیدی و تقاضای بار ۱۵۰ مگا وات به همراه تلفات بار [۱۹] و سیستم با ۳ واحد تولیدی و تقاضای بار ۸۵۰ و ۱۰۵۰ مگا وات [۲۰] و سیستم با ۶ واحد تولیدی و تقاضای بارهای ۶۰۰ و ۷۰۰ و ۸۰۰ و ۹۰۰ و ۱۰۰۰ مگا وات به همراه تلفات بار [۳] و سیستم با ۱۳ واحد تولیدی و تقاضای بار ۱۸۰۰ مگا وات [۲۱] و سیستم با ۳۸ واحد تولیدی و تقاضای بار ۶۰۰۰ مگا وات [۱۷] و سیستم با ۴۰ واحد تولیدی و تقاضای بار ۱۰۵۰۰ مگا وات [۱۶] مورد بررسی قرار گرفتند. در هر دو آزمایش تعداد اجرای

جدول ۹- توزیع بار الکتریکی اقتصادی سه الگوریتم برتر ترکیبی در مقایسه با الگوریتم‌های والد (FPA و EMA) و الگوریتم GWO با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰

میانگین کل هزینه سوخت واحدهای تولیدی						میزان تقاضای بار (مگا وات)	تعداد واحد تولیدی
FEA ^{۱۲}	FEA ^{۱۰}	FEA ^۸	EMA	FPA	GWO		
الگوریتم دارای بهترین هزینه							
۷۲۴/۶۰۶ ۲/۴۸۴	۷۴۰/۱۲۲ ۲/۴۴۴	۷۲۶/۷۱۸ ۲/۴۵۶	۱۶۵۸/۵۸۸ ۲/۴۸۹	۷۲۶/۰۸۸ ۲/۴۶۹	۱۰۲۶/۵۶۴ ۲/۴۷۰	۱۵۰	۳
FEA ^{۱۲}							
۷۳۹۸/۱۶۹ ۰/۰۰۰	۷۶۱۷/۵۵۹ ۰/۰۰۰	۷۵۰۷/۰۵۲ ۰/۰۰۰	۱۲۲۵۶/۶۶۳ ۰/۰۰۰	۷۵۱۱/۳۰۵ ۰/۰۰۰	۹۱۰۶/۱۷۶ ۰/۰۰۰	۸۵۰	۳
FEA ^{۱۲}							
۱۳۴۷۴/۳۳۰ ۰/۰۰۰	۱۳۸۲۸/۷۰۲ ۰/۰۰۰	۱۳۶۰۷/۵۰۶ ۰/۰۰۰	۱۶۲۹۹/۱۳۹ ۰/۰۰۰	۱۳۶۴۷/۵۳۳ ۰/۰۰۰	۱۵۴۲۹/۵۶۸ ۰/۰۰۰	۱۰۵۰	۳
FEA ^{۱۲}							
۷۶۷۱/۵۸۷ ۳/۶۳۴	۷۷۰۹/۲۸۶ ۳/۵۹۱	۷۶۸۴/۳۰۸ ۳/۴۱۲	۸۱۱۸/۸۰۹ ۳/۶۵۲	۷۶۸۱/۸۸۶ ۳/۵۱۰	۷۷۰۷/۷۱۷ ۳/۳۷۶	۶۰۰	۶

FEA۱۲							
۷۶۷۱/۹۵۴ ۴/۸۹۲	۷۷۰۰/۹۲۳ ۴/۷۳۴	۷۶۸۵/۸۴۰ ۴/۶۱۶	۹۵۹۴/۸۴۷ ۴/۳۹۳	۷۶۷۷/۵۴۴ ۴/۹۹۰	۷۷۱۲/۶۳۰ ۴/۵۸۱	۷۰۰	۶
FEA۱۲							
۷۶۷۱/۹۲۵ ۶/۲۹۴	۷۷۰۶/۱۸۲ ۶/۰۲۵	۷۶۸۱/۴۵۷ ۵/۹۵۰	۱۰۸۳۶/۱۷۴ ۵/۸۵۱	۷۶۷۷/۲۱۱ ۶/۰۹۸	۷۷۱۷/۷۴۳ ۶/۳۳۵	۸۰۰	۶
FEA۱۲							
۷۷۹۲/۲۴۵ ۷/۷۲۳	۷۶۹۹/۲۰۵ ۷/۴۰۰	۷۶۸۳/۶۲۲ ۷/۴۵۹	۱۴۷۳۷/۳۹۲ ۷/۲۸۵	۷۶۸۴/۶۱۱ ۷/۶۰۳	۷۸۰۰/۷۲۶ ۷/۶۱۲	۹۰۰	۶
FEA۸							
۹۱۴۴/۰۸۸ ۹/۰۰۴	۹۸۵۶/۹۳۷ ۸/۵۹۳	۸۳۰۱/۳۸۱ ۸/۶۲۷	۲۰۶۳۰/۷۹۱ ۸/۳۷۱	۸۳۴۳/۳۷۲ ۸/۸۸۷	۸۲۱۷/۹۰۰ ۹/۱۷۹	۱۰۰۰	۶
GWO							
۳۷۱۹/۸۹۸ ۰/۰۰۰	۳۸۵۶/۰۴۱ ۰/۰۰۰	۳۱۳۶/۳۵۶ ۰/۰۰۰	۲۴۶۳۴/۳۴۱ ۰/۰۰۰	۳۲۰۸/۰۹۴ ۰/۰۰۰	۶۹۳۱/۴۰۶ ۰/۰۰۰	۱۸۰۰	۱۳
FEA۸							
۲۷۶۲۰۳۸۵/۰ ۰/۰۰۰	۲۷۶۲۱۲۷۰/۶ ۰/۰۰۰	۲۷۶۲۰۳۶۱/۶ ۰/۰۰۰	۲۷۶۲۰۳۲۳/۵ ۰/۰۰۰	۲۷۶۲۰۳۳۰/۳ ۰/۰۰۰	۲۷۶۲۰۴۹۳/۲ ۰/۰۰۰	۶۰۰۰	۳۸
EMA							
۲۶۱۵۲۶/۷۹۹ ۰/۰۰۰	۲۷۶۵۷۹/۵۵۳ ۰/۰۰۰	۵۰۹۰۵/۴۸۳ ۰/۰۰۰	۳۸۸۷۸/۱۱۰ ۰/۰۰۰	۵۵۵۸۱/۲۳۶ ۰/۰۰۰	۳۸۴۹۲/۸۲۰ ۰/۰۰۰	۱۰۵۰۰	۴۰
GWO							

جدول ۱۰- توزیع بار الکتریکی اقتصادی سه الگوریتم برتر ترکیبی در مقایسه با الگوریتم های والد (FPA و EMA) و الگوریتم GWO با حداکثر تعداد تکرار ۲۵۰

میانگین کل هزینه سوخت واحدهای تولیدی						میزان تقاضای بار (مگا وات)	تعداد واحد تولیدی
FEA۱۲	FEA۱۰	FEA۸	EMA	FPA	GWO		
الگوریتم دارای بهترین هزینه							
۷۲۳/۴۶۶ ۲/۴۹۴	۷۲۴/۷۶۹ ۲/۴۸۶	۷۲۳/۸۰۳ ۲/۴۸۲	۱۴۷۰/۴۷۵ ۲/۴۹۹	۷۲۳/۴۰۸ ۲/۴۸۱	۷۸۸/۲۲۰ ۲/۵۰۱	۱۵۰	۳
FPA							
۷۳۹۰/۵۲۱ ۰/۰۰۰	۷۳۹۹/۳۲۴ ۰/۰۰۰	۷۳۹۳/۶۲۷ ۰/۰۰۰	۱۲۱۱۹/۸۷۴ ۰/۰۰۰	۷۳۹۰/۷۲۹ ۰/۰۰۰	۷۶۴۶/۸۱۷ ۰/۰۰۰	۸۵۰	۳
FEA۱۲							
۱۳۲۹۰/۶۵۸ ۰/۰۰۰	۱۳۳۰۶/۱۷۵ ۰/۰۰۰	۱۳۲۹۲/۸۸۵ ۰/۰۰۰	۱۵۳۷۷/۵۲۴ ۰/۰۰۰	۱۳۲۹۱/۵۷۰ ۰/۰۰۰	۱۵۰۶۴/۵۸۰ ۰/۰۰۰	۱۰۵۰	۳
FEA۱۲							
۷۶۷۰/۳۵۲ ۳/۶۳۴	۷۶۷۶/۹۵۵ ۳/۸۲۰	۷۶۷۱/۹۲۳ ۳/۵۶۳	۸۱۸۰/۳۲۹ ۳/۵۵۸	۷۶۷۰/۳۱۳ ۳/۵۷۴	۷۶۸۴/۶۶۲ ۳/۵۴۰	۶۰۰	۶
FPA							

۷۶۷۰/۴۳۱ ۴/۸۳۷	۷۶۷۷/۴۳۵ ۴/۸۴۰	۷۶۷۱/۸۷۸ ۵/۰۳۵	۸۳۶۳/۱۹۲ ۴/۶۳۶	۷۶۷۰/۴۴۴ ۴/۸۵۵	۷۶۸۲/۱۱۰ ۴/۸۵۳	۷۰۰	۶
FEA۱۲							
۷۶۷۰/۳۵۰ ۶/۱۵۸	۷۶۷۶/۸۴۶ ۶/۳۳۸	۷۶۷۱/۹۰۹ ۶/۰۶۹	۹۳۴۳/۹۳۲ ۵/۹۲۳	۷۶۷۰/۳۸۱ ۵/۹۷۲	۷۶۸۶/۶۷۶ ۶/۰۷۲	۸۰۰	۶
FEA۱۲							
۷۶۷۰/۴۴۱ ۷/۸۵۶	۷۶۷۵/۳۳۹ ۷/۶۲۰	۷۶۷۲/۰۳۶ ۷/۵۸۶	۱۲۵۶۷/۵۹۰ ۷/۱۶۰	۷۶۷۰/۲۰۴ ۷/۵۲۷	۷۶۸۷/۸۳۸ ۷/۵۶۷	۹۰۰	۶
FPA							
۷۶۷۸/۰۰۷ ۹/۰۷۵	۷۸۳۳/۰۵۴ ۸/۹۲۹	۷۶۷۱/۵۱۵ ۸/۹۱۰	۱۷۵۳۳/۱۲۹ ۸/۵۳۹	۷۶۷۱/۱۷۹ ۹/۰۶۷	۷۷۸۹/۰۷۵ ۹/۰۶۸	۱۰۰۰	۶
FPA							
۳۳۶۲/۴۰۰ ۰/۰۰۰	۳۱۱۷/۵۶۵ ۰/۰۰۰	۳۱۱۱/۹۹۳ ۰/۰۰۰	۱۹۰۳۸/۵۲۸ ۰/۰۰۰	۳۱۱۰/۰۷۳ ۰/۰۰۰	۳۹۰۷/۱۹۲ ۰/۰۰۰	۱۸۰۰	۱۳
FPA							
۲۷۶۲۰۳۲۳/۷ ۰/۰۰۰	۲۷۶۲۰۳۳۸/۰ ۰/۰۰۰	۲۷۶۲۰۳۲۶/۲ ۰/۰۰۰	۲۷۶۲۰۳۲۳/۳ ۰/۰۰۰	۲۷۶۲۰۳۲۳/۲ ۰/۰۰۰	۲۷۶۲۰۳۷۰/۱ ۰/۰۰۰	۶۰۰۰	۳۸
FPA							
۴۲۳۶۵/۴۲۶ ۰/۰۰۰	۶۵۲۲۲/۷۰۶ ۰/۰۰۰	۳۷۶۱۸/۴۵۶ ۰/۰۰۰	۳۶۹۶۲/۳۰۱ ۰/۰۰۰	۴۲۸۷۸/۸۸۰ ۰/۰۰۰	۳۷۱۹۳/۷۹۹ ۰/۰۰۰	۱۰۵۰۰	۴۰
EMA							

جدول ۱۱- خلاصه توزیع بار الکتریکی اقتصادی سه الگوریتم برتر ترکیبی در مقایسه با الگوریتم های والد (FPA و EMA) و الگوریتم GWO با حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰

نام الگوریتم	تعداد تولید بهترین هزینه	توضیحات
GWO	۲	منفردا برای ابعاد ۶ و ۴۰ واحدی
EMA	۱	منفردا برای ابعاد ۳۸
FEA۸	۲	منفردا برای ابعاد ۶ و ۱۳ واحدی
FEA۱۲	۶	منفردا برای ابعاد ۳ و ۶ واحدی

جدول ۱۲- خلاصه توزیع بار الکتریکی اقتصادی سه الگوریتم برتر ترکیبی در مقایسه با الگوریتم های والد (FPA و EMA) و الگوریتم GWO با حداکثر تعداد تکرار ۲۵۰

نام الگوریتم	تعداد تولید بهترین هزینه	توضیحات
FPA	۶	منفردا برای ابعاد ۳ و ۶ و ۳۸ واحدی - در پنج مورد اختلاف این الگوریتم با الگوریتم FEA۸ و یا الگوریتم FEA۱۲ بسیار کم می باشد.
EMA	۱	منفردا برای ابعاد ۴۰ واحدی
FEA۱۲	۴	منفردا برای ابعاد ۳ و ۶ واحدی

۴- تحلیل نتایج

در این تحقیق عملکرد یک الگوریتم ترکیبی که از ترکیب الگوریتم گرده افشانی گل و الگوریتم بازار بورس ایجاد گردیده است بررسی گردید. خصوصیات مهم الگوریتم گرده افشانی گل توانایی این الگوریتم در بهینه سازی مسائل با ابعاد کم و عملکرد بالای آن در استخراج نقاط در جستجوی محلی می باشد [۱۰ و ۱۱] و در مقابل خصوصیات مهم الگوریتم بازار بورس عملکرد بالای آن در جستجوی نقطه بهینه سراسری و دوری از نقطه بهینه محلی و عدم همگرایی زودهنگام می باشد و پایداری نتایج در تکرار با مقادیر پارامتر مشابه می باشد [۱۳]. قالب اصلی الگوریتم ترکیبی از الگوریتم EMA گرفته شد و بخش جستجوی محلی آن با جستجوی محلی الگوریتم گرده افشانی گل جایگزین گردید. ترکیب دو الگوریتم در ۱۲ حالت مختلف طبق جدول ۱ انجام گردید. سپس عملکرد ۱۲ الگوریتم ترکیبی پیشنهادی در بهینه سازی ۱۲ تابع ارزیابی استاندارد که در جدول ۲ مشخصات آنها آمده است به منظور بررسی عملکرد الگوریتم ها در حل توابع ارزیابی با فضای ابعاد کم (۲ بعد) و فضای ابعاد زیاد (۳۰ بعد) طبق جدول ۳ و جدول ۴ انجام گردید.

نتیجه این بررسی در جدول ۵ خلاصه گردیده است. در بررسی عملکرد الگوریتم های ترکیبی برای فضای ابعاد کم، الگوریتم های FEA^۸ و FEA^{۱۰} و FEA^{۱۲} نسبت به سایر الگوریتم های ترکیبی نتایج بهتری را تولید نموده اند و در مقابل برای ابعاد فضای زیاد الگوریتم های FEA^۸ و FEA^{۱۲} نتایج بهتری را نسبت به سایر الگوریتم های ترکیبی تولید نموده اند.

با توجه به خلاصه نتایج طبق جدول ۵ و جمع بندی تمامی حالات مشاهده می گردد که الگوریتم FEA^۸ با ۱۴ مورد و الگوریتم FEA^{۱۰} با ۸ مورد و الگوریتم FEA^{۱۲} با ۱۶ مورد، سه الگوریتم برتر ترکیبی از بین ۱۲ الگوریتم ترکیبی پیشنهادی بوده اند. خصوصیات اصلی این سه الگوریتم برتر ترکیبی عبارت است از: ۱- این سه الگوریتم برتر فاقد سوچ احتمال برای گرده افشانی محلی می باشند. ۲- در این سه الگوریتم برتر، راه حال تولیدی در صورت بهبود نسبت به راه حل قبلی در جمعیت اعمال می گردد. الگوریتم FEA^{۱۲} با ۱۶ مورد نتایج بهتر، ثابت نمود که بهترین حالت انتخاب جمعیت در الگوریتم ترکیبی برای الگوریتم FEA^{۱۲} بوده است که در آن یک نفر بصورت تصادفی از

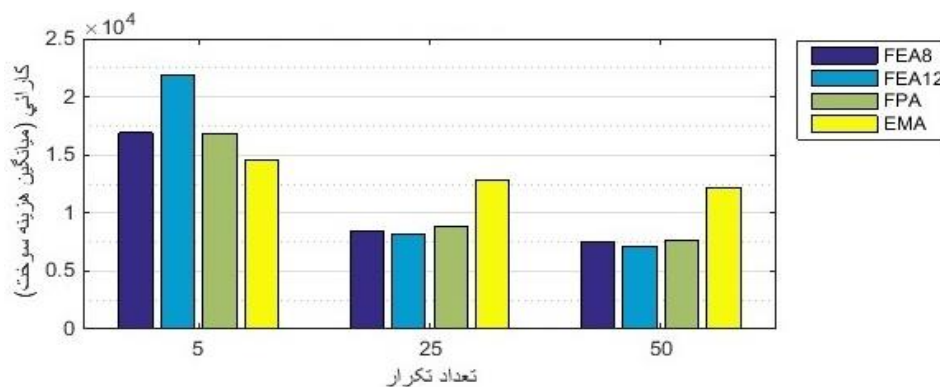
گروه اول و یک نفر بصورت تصادفی از گروه دوم و یا گروه سوم بازار بورس انتخاب گردیده اند. در ادامه تحقیق به منظور بررسی کارایی و عملکرد الگوریتم ترکیبی به مقایسه سه الگوریتم برتر ترکیبی (FEA^۸ و FEA^{۱۰} و FEA^{۱۲}) نسبت به الگوریتم های والد خود (FPA و EMA) و سایر الگوریتم های شناخته شده در حوزه بهینه سازی توابع ارزیابی طبق جدول ۶ و جدول ۷ آزمایش های با تعداد تکرار ۱۰۰۰۰ و ابعاد فضای مسئله ۲ و ۳۰ انجام گردید. خلاصه نتایج جدول ۶ و جدول ۷ طبق جدول ۸ ارائه گردید. با توجه به جدول ۸ برای فضای ابعاد کم (فضای ابعاد ۲) مشاهده گردید که الگوریتم های FEA^۸ و FEA^{۱۰} و FEA^{۱۲} عملکرد بهتر از الگوریتم های FPA داشته اند و ضمناً نتایج آنها نزدیک به الگوریتم EMA بوده است و در مقایسه با سایر الگوریتم های بهینه سازی مشخص شده در این جدول، یا نتایج نزدیک به نتایج این الگوریتم ها بوده است و یا نتایج بهتری این سه الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم های شناخته شده تولید نموده بودند. در مقابل برای ابعاد فضای مسئله بالا (فضای ابعاد ۳۰) طبق جدول ۸ دیده می شود که فقط الگوریتم EMA با تعداد ۸ مورد نتیجه برتر، بسیار خوب عمل نموده است و الگوریتم های FEA^۸ و FEA^{۱۰} و FEA^{۱۲} اگرچه نتایج خوبی را تولید نموده اند (فقط یک مورد نتیجه بهتر) ولی تعداد نتایج برتر این سه الگوریتم از الگوریتم FPA نیز بهتر بوده می باشد. نتیجه بررسی عملکرد سه الگوریتم برتر ترکیبی در مقایسه با والدین خود و سایر الگوریتم های شناخته شده در حوزه بهینه سازی توابع ارزیابی نشان می دهد که در بهینه سازی برای فضای ابعاد کم، سه الگوریتم برتر ترکیبی نتایج مشابه الگوریتم های والد خود و سایر الگوریتم های شناخته شده و نیز در برخی از موارد حتی بهتر هم عمل نموده اند ولی در فضای ابعاد زیاد نتایج بهتر از الگوریتم FPA بوده ولی در مقایسه با الگوریتم EMA و برخی از الگوریتم های شناخته شده در حوزه بهینه سازی تفاوت بسیار داشته و نتایج خوبی تولید نموده اند.

در ادامه تحقیق عملکرد و کارایی سه الگوریتم ترکیبی در مقایسه با الگوریتم های والد خود (FPA و EMA) و نیز الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستری در حل یک مسئله مهندسی در حوزه توزیع بار الکتریکی مولدهای برق بررسی گردید. الگوریتم GWO یک الگوریتم قوی در حوزه بهینه سازی است که برای حل مسائل بهینه سازی غیرمحدب

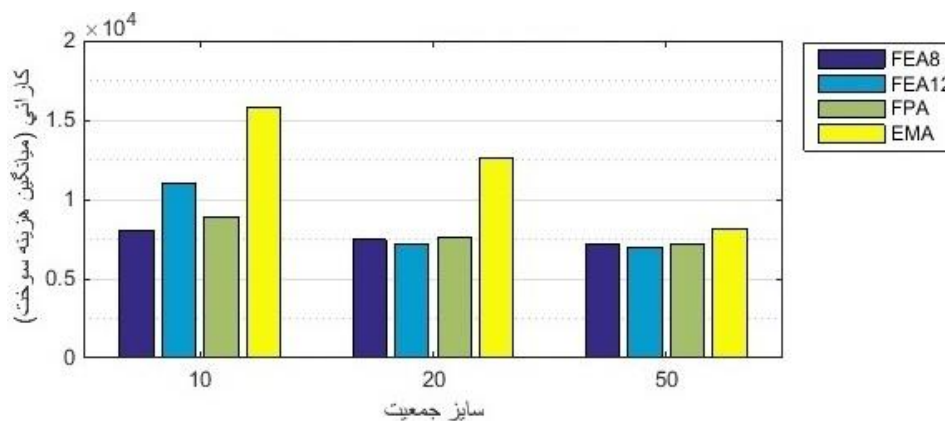
در حل مسائل با فضای ابعاد بالا می‌باشد که در این الگوریتم ترکیبی از آن استفاده شده است. با توجه به پیاده‌سازی‌های انجام شده در این تحقیق و نتایج حاصل از پیاده‌سازی‌ها، اثبات گردید که در صورتیکه در قالب اصلی یک الگوریتم ترکیبی از یک الگوریتم دیگر استفاده گردد باعث می‌گردد که برآیند نقاط قوت و ضعف الگوریتم تزریق شده به قالب اصلی اعمال گردد. در این پیاده‌سازی خاص، الگوریتم ترکیبی دارای خصوصیت همگرایی سریع (مشابه الگوریتم FPA)، توانایی در حل مسائل با فضای ابعاد پائین (مشابه الگوریتم FPA) و ضعف در حل مسائل با ابعاد بالا (مشابه الگوریتم FPA) می‌باشد. علاوه بر این برای فضای ابعاد کم، نتایج الگوریتم ترکیبی مشابه الگوریتم‌های والد خود و یا حتی در برخی موارد بهتر از الگوریتم‌های والد خود و سایر الگوریتم‌های شناخته شده در حوزه بهینه‌سازی توابع می‌باشد ولی برای فضای ابعاد بالا اگر چه مشابه و یا بهتر از الگوریتم FPA عملی می‌نماید ولی از الگوریتم EMA بهتر عمل نمی‌نماید.

پیشنهاد گردیده است [۱۲]. با توجه به خصوصیات این الگوریتم در ایجاد تعادل خوب بین اکتشاف و بهره‌برداری که منجر به دوری زیاد از بهینه محلی می‌گردد و نیز نتایج بسیار رضایت‌بخش این الگوریتم در بهینه‌سازی توزیع بار اقتصادی در این مقاله دو مقایسه بین سه الگوریتم برتر ترکیبی و الگوریتم‌های والدشان و نیز الگوریتم GWO انجام گردید. بررسی شامل بهینه‌سازی هزینه سوخت واحدهای تولیدی ۳ و ۶ و ۱۳ و ۳۸ و ۴۰ واحدی به منظور تامین تقاضای بار مشخص می‌باشد.

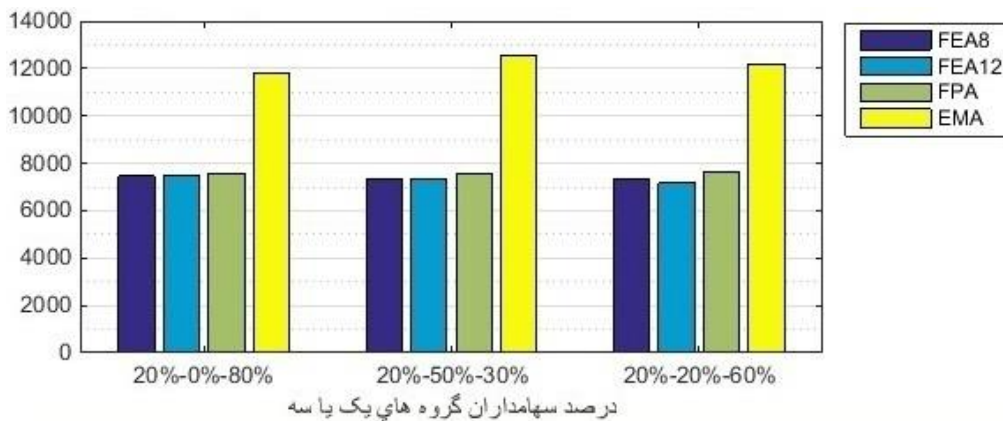
با توجه به نتایج جدول ۱۱ و جدول ۱۲ نتیجه‌گیری می‌گردد که در تعداد تکرار کم (۱۰۰ تکرار)، الگوریتم FEA (الگوریتم ترکیبی) دارای همگرایی سریع بوده و برای تکرار کم بسیار بهتر از الگوریتم‌های والد خود و الگوریتم GWO عمل نموده‌اند که این از خصوصیات الگوریتم FPA (همگرایی سریع) می‌باشد که در این الگوریتم ترکیبی از آن استفاده شده است. بعلاوه، الگوریتم FEA (الگوریتم ترکیبی) برای حل مسائل با ابعاد بالا نتایج خوبی را تولید ننموده است که این مورد نیز بخاطر ضعف الگوریتم FPA



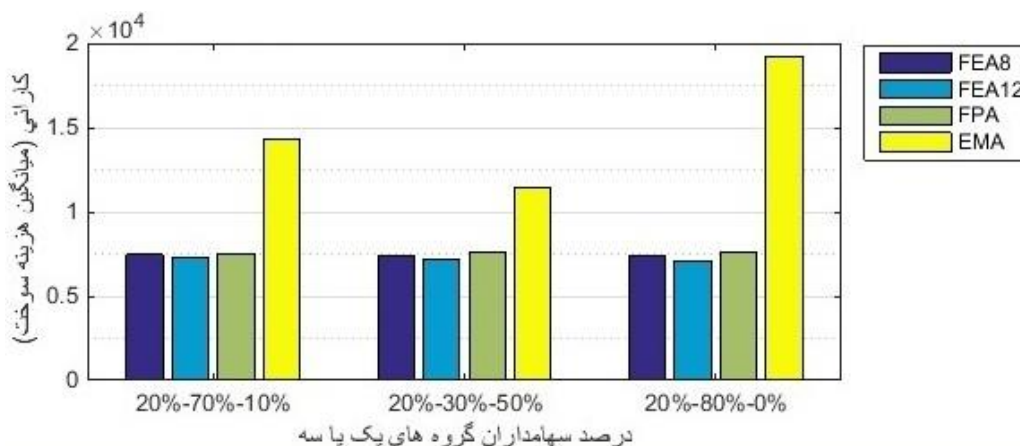
شکل ۳- تاثیر تغییر تعداد تکرار بر کارایی الگوریتم‌ها



شکل ۴- تاثیر تغییر سایز جمعیت بر کارایی الگوریتم‌ها



شکل ۵- تاثیر تغییر درصد سهامداران در حالت نوسان بازار بر کارایی الگوریتم ها



شکل ۶- تاثیر تغییر درصد سهامداران در حالت تعادل بازار بر کارایی الگوریتم ها

بررسی برای حالت تعادل و نوسان به ترتیب از چپ به راست (برای سه گروه سهامداران) $0.50-0.30-0.20$ و $0.50-0.30-0.20$ در نظر گرفته شد. به منظور بررسی تحلیل حساسیت چهار آزمایش انجام گردید. در هر آزمایش یکی از پارامترهای مورد بررسی با مقادیر متفاوت و سایر پارامترها بصورت ثابت در نظر گرفته شدند و اثر تغییر پارامتر مورد بررسی بر نتایج حاصل از الگوریتم ترکیبی و الگوریتم های مرجع (والد) بررسی گردیدند. در آزمایش اول تاثیر تعداد تکرار متفاوت شامل ۵ و ۲۵ و ۵۰ تکرار بر کارایی الگوریتم ها بررسی گردید. شکل (۳) میانگین ۱۵ اجرای کارایی چهار الگوریتم را با مقادیر مختلف تکرار نشان می دهد. بطور کلی تمامی الگوریتم ها متأثر از شدت تغییر تعداد تکرار می باشند و الگوریتم های FEA8 و FEA12 بطور قابل ملاحظه ای نتایج بهتری را نسبت به الگوریتم EMA برای تعداد تکرار ۲۵ و ۵۰ تولید نموده است. علاوه براین الگوریتم های ترکیبی در مقایسه با الگوریتم FPA نیز برای همین تعداد تکرار نتایج رضایت

۵- تحلیل حساسیت

به منظور اندازه گیری اثربخشی الگوریتم ترکیبی پیشنهادی، آزمایش های جهت حل مسئله توزیع بار الکتریکی مولدهای برق با تغییر پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم های فوق انجام گردید. پارامترها شامل تعداد تکرار الگوریتم، سایز جمعیت و درصد سهامداران گروه های یک تا سه بازار بورس در دو حالت تعادل بازار و نوسان بازار بررسی گردیدند. با توجه به نتایج جدول جدول ۱۱ و جدول ۱۲ تحلیل حساسیت برای الگوریتم های برتر ترکیبی شامل FEA8 و FEA12 در مقایسه با الگوریتم های مرجع (الگوریتم های والد شامل FPA و EMA) و فقط برای ابعاد کم و متوسط (واحدهای تولیدی ۳ و ۶ و ۱۳ واحدی) انجام گردید. مقادیر پیش فرض در پیاده سازی های تحلیل حساسیت شامل ۱۵ اجرای برای بررسی کارایی چهار الگوریتم، ۵۰ تکرار در هر اجرای الگوریتم، سایز جمعیت ۲۰ و درصد سهامداران گروه های یک تا سه جمعیت بازار

را تولید نموده بود. با توجه به نتایج این آزمایش الگوریتم FEA۸ و FEA۱۲ برای فضای ابعاد کم، از الگوریتم FPA و حتی از الگوریتم EMA و الگوریتم GWO عملکرد بهتری را نشان دادند.

۶- نتیجه‌گیری و کارهای آتی

در این تحقیق یک مدل جدید برای جستجوی ترکیبی هوشمند به منظور پیدا نمودن پاسخ بهینه سراسری مسائل مهندسی پیشنهاد گردید. به منظور بررسی صحت ایده ارائه شده، از ترکیب دو الگوریتم قوی، یکی الگوریتم بازار بورس که دارای توانایی بالایی در جستجوی سراسری و دیگری الگوریتم گرده افشانی گل که دارای توانایی بالایی در جستجوی محلی می باشد استفاده گردید. جهت ارزیابی عملکرد الگوریتم ترکیبی پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم های والد خود (الگوریتم بازار بورس و الگوریتم گرده افشانی گل) و نیز برخی از الگوریتم های شناخته شده در حوزه بهینه سازی مسائل از ۱۲ تابع ارزیابی (توابع محک) که در ارزیابی اکثر مسائل بهینه سازی بکار برده می شوند استفاده گردید. بعلاوه عملکرد و کارایی الگوریتم ترکیبی برای حل مسائل مهندسی در حوزه توزیع بار الکتریکی مولدهای برق مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به پیاده سازی های انجام شده در این تحقیق و نتایج حاصل از آن به وضوح نشان می دهد در صورتیکه در قالب اصلی یک الگوریتم از یک الگوریتم دیگر استفاده گردد باعث می گردد که برآیند نقاط قوت و ضعف الگوریتم تزیق شده به قالب الگوریتم اصلی اعمال گردد. نتایج این تحقیق برای ترکیب دو الگوریتم خاص استفاده شده (الگوریتم بازار بورس و الگوریتم گرده افشانی گل) نشان می دهد که نقطه قوت الگوریتم گرده افشانی گل (توانایی در جستجوی محلی برای ابعاد کم) و نقطه ضعف آن (عدم توانایی در حل مسائل با ابعاد بالا) به قالب اصلی الگوریتم ترکیبی (الگوریتم بازار بورس) منتقل گردیده است.

بعنوان کارهای آتی، بررسی بیشتر بر روی انواع حالت های ممکن جهت ترکیب الگوریتم های بهینه سازی، بکارگیری سایر الگوریتم های قوی در جستجوی محلی با کارایی بالا برای فضای ابعاد بزرگ بجای الگوریتم گرده افشانی گل و نیز تجزیه فضای جستجوی مسائل با ابعاد بالا پیشنهاد می گردد.

بخش تری را تولید نموده اند. نتایج تحلیل فوق نشان می دهد که با افزایش تعداد تکرار الگوریتم FEA12 از تمامی الگوریتم ها پیشی گرفته و نتایج بهتری را تولید خواهد نمود.

دومین آزمایش تاثیر تغییر سایز جمعیت ۱۰ و ۲۰ و ۵۰ را بر روی کارایی الگوریتم ها بررسی نموده است. نتایج این آزمایش در شکل (۴) نشان داده شده است. با توجه به شکل فوق دیده می شود که برای هر سه تغییر حداقل یکی از الگوریتم های ترکیبی نتایج بهتری را نسبت با الگوریتم های والد خود تولید نموده است. بطور خاص الگوریتم FEA12 برای سایز جمعیت ۲۰ و ۵۰ از سایر الگوریتم ها و بخصوص الگوریتم های مرجع نتایج بهتری را تولید نموده است. شکل فوق نشان می دهد که افزایش سایز جمعیت علاوه بر اینکه باعث بهبود کارایی الگوریتم پیشنهادی می گردد بر روی بهبود کارایی الگوریتم EMA بشدت اثر می گذارد.

آزمایش های سوم و چهارم تاثیر درصد متفاوت سهامداران گروه های اول تا سوم را به ترتیب در حالت نوسان بازار و در حالت تعادل بازار بصورت جداگانه بررسی نموده است. نتایج آزمایش های فوق به ترتیب در شکل (۵) و شکل (۶) ارائه گردیده است. با توجه به نتایج ارائه شده در این دو شکل دیده می شود که الگوریتم های ترکیبی پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم های مرجع برای درصدها متفاوت مناسب می تواند نتایج بهتری را تولید نماید.

دو آزمایش یکی با تعداد تکرار کم (۱۰۰ تکرار) طبق جدول ۹ و دومی با تعداد تکرار زیاد (۲۵۰ تکرار) طبق جدول ۱۰ انجام گردید. خلاصه نتایج جدول ۹ در جدول ۱۱ و خلاصه نتایج جدول ۱۰ در جدول ۱۲ ارائه گردیده است. طبق جدول ۱۱ برای تکرار کم (۱۰۰ تکرار) در خصوص فضای ابعاد کم (۳ و ۶ واحد تولیدی) الگوریتم FEA۱۲ در شش مورد نتایج بهتری را تولید نموده بود ولی در خصوص ابعاد زیاد (۴۰ واحد تولیدی) فقط الگوریتم EMA و GWO نتیجه بهتری را تولید نموده بودند. علاوه بر این نتایج الگوریتم FEA۱۲ برای فضای ابعاد کم از الگوریتم های والد خود و حتی از الگوریتم GWO نیز بهتر عمل نموده بود. طبق جدول ۱۲ برای تکرار زیاد (۲۵۰ تکرار) در خصوص فضای ابعاد کم (۳ و ۶ واحد تولیدی) الگوریتم FEA۱۲ در چهار مورد نتایج بهتری را تولید نموده ولی در خصوص ابعاد زیاد (۴۰ واحد تولیدی) فقط الگوریتم EMA نتیجه بهتری

۷- مراجع

- [۱] حسین شریف زاده و نیما امجدی، "مروری بر انواع الگوریتم‌های فراکاوشی در بهینه‌سازی"، نشریه مدل سازی در مهندسی، دوره ۱۲، شماره ۳۸، پائیز ۱۳۹۳، صفحه ۲۷-۴۳.
- [2] R. L. Haupt and S.E. Haupt, Practical genetic algorithms, 2th ed., Wiley, NJ, USA, 1998.
- [3] Z. L. Gaing, "Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints", IEEE transactions on power systems, Vol. 18, No. 3, August 2003, pp. 1187-1195.
- [4] Y. Shi, "Particle swarm optimization: developments, applications and resources", in IEEE Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation, Seoul, South Korea, Vol. 1, May 2001, pp. 81-86.
- [5] A. R. Mehrabian, and C. Lucas, "A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization", Ecological informatics, Vol. 1, No. 4, December 2006, pp. 355-366.
- [6] Y. Kumar and P. K. Singh, "Improved cat swarm optimization algorithm for solving global optimization problems and its application to clustering", Applied Intelligence, Vol. 48, No. 9, September 2018, pp. 2697-2681.
- [7] J. Zhang, Y. Zhou and Q. Luo, "Nature-inspired approach: a wind-driven water wave optimization algorithm", Applied Intelligence, Vol. 49, No. 1, January 2019, pp. 233-252.
- [8] E. Cuevas, A. Reyna-Orta and M.-A. Díaz-Cortes, "A Multimodal Optimization Algorithm Inspired by the States of Matter", Neural Processing Letters, Vol. 48, No. 1, August 2018, pp. 517-556.
- [9] A. Askarzadeh, "A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: crow search algorithm", Computers & Structures, Vol. 169, June 2016, pp. 1-12.
- [10] S. Łukasik, and P. A. Kowalski, "Study of flower pollination algorithm for continuous optimization", in Intelligent Systems' 2014, Warsaw, Poland, Vol. 1, September 2014, pp. 451-459.
- [11] X.-S. Yang, "Flower pollination algorithm for global optimization", in International conference on unconventional computing and natural computation, Orléan, France, Vol. 7445, September 2012, pp. 240-249.
- [12] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, "Grey wolf optimizer", Advances in engineering software, Vol. 69, March 2014, pp. 46-61.
- [13] N. Ghorbani, and E. Babaei, "Exchange market algorithm", Applied Soft Computing, Vol. 19, June 2014, pp. 177-187.
- [۱۴] صابر ارمغانی و نیما امجدی، "توزیع بار اقتصادی با در نظر گرفتن آلودگی در سیستم‌های قدرت چندناحیه‌ای با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی فاخته"، نشریه مدل سازی در مهندسی، دوره ۱۲، شماره ۳۷، تابستان ۱۳۹۳، صفحه ۸۹-۱۰۴.
- [۱۵] مسعود احمدی گرچی و نیما امجدی، "برنامه ریزی توسعه پویای شبکه های توزیع در حضور منابع تولید پراکنده با استفاده از یک الگوریتم بهینه سازی جدید دو سطحی"، نشریه مدل سازی در مهندسی، دوره ۱۳، شماره ۴۳، زمستان ۱۳۹۴، صفحه ۱۴۳-۱۵۷.
- [16] N. Ghorbani, and E. Babaei, "Exchange market algorithm for economic load dispatch", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 75, February 2016, pp. 19-27.
- [17] V. K. Kamboj, S. Bath, and J. Dhillon, "Solution of non-convex economic load dispatch problem using Grey Wolf Optimizer", Neural Computing and Applications, Vol. 27, No. 5, July 2016, pp. 1301-1316.
- [18] V. K. Kamboj, A. Bhadoria, and S. Bath, "Solution of non-convex economic load dispatch problem for small-scale power systems using ant lion optimizer", Neural Computing and Applications, Vol. 28, No. 8, August 2017, pp. 2181-2192.
- [19] A. J. Wood, and B. Wollenberg, Power generation operation and control, 2th ed., Wiley, New York, USA, 1996.
- [20] M. Modiri-Delshad, and N. A. Rahim, "Solving non-convex economic dispatch problem via backtracking search algorithm", Energy, Vol. 77, December 2014, pp. 372-381.
- [21] L. dos Santos Coelho, and V. C. Mariani, "An improved harmony search algorithm for power economic load dispatch", Energy Conversion and Management, Vol. 50, No. 10, October 2009, pp. 2522-2526.