*چشم‌انداز مدیریت صنعتی*
شماره ۵ ـ بهار ۱۳۹۱
ص‌ص ۴۸ -۲۷

# انتخاب سبد پروژه‌های با اثر متقابل، با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO) و دینامیک آشوبی

**حسن فارسیجانی*، مصطفی فتاحی**، محمدحسین نوروزی*****

**چکیده**

انتخاب سبد پروژه برای سازمان‌ها باتوجه به پیچیدگی اجرای پروژه‌ها و همچنین محدودیت منابع، اهمیت بسیار زیادی دارد. از این رو محققان بسیاری تلاش کرده‌اند تا روش‌هایی برای انتخاب سبد پروژه ارائه دهند و اغلب به‌نتایج قابل توجه دست یافته‌اند. اما اکثر آن‌ها اثر متقابل بین پروژه‌ها را در نظر نگرفته‌اند. لحاظ‌کردن اثر متقابل بین پروژه‌ها باعث پیچیده شدن مسئلهٔ انتخاب سبد پروژه می‌شود و اگر از آن صرف‌نظر شود ممکن است فرآیند تصمیم‌گیری نتایج پایانی مطلوب را حاصل نکند. در این مقاله ابتدا مسئلهٔ انتخاب سبد پروژه با درنظر گرفتن اثر متقابل بین پروژه‌ها فرموله شده است. سپس مسئلهٔ انتخاب سبد پروژه با درنظر گرفتن اثر متقابل پروژه‌ها با استفاده از الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات (PSO) و الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات آشوبناک (CPSO) مورد بررسی قرار گرفت. اثر متقابل در انتخاب پروژه در جواب نهایی و برازندگی آن تأثیرهای با اهمیتی نشان می‌دهند. نشان داده شد که روش‌های PSO و CPSO نسبت به‌روش الگوریتم ژنتیک که پیش از این در این‌گونه مسائل به‌کار رفته است برتری دارند.

**کلیدواژه‌ها: انتخاب سبد پروژه؛ اثر متقابل پروژه‌ها؛ الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات؛ دینامیک آشوبی.**

---

تاریخ دریافت مقاله:۹۰/۰۱/۲۰، تاریخ پذیرش مقاله:۹۰/۰۷/۱۲.

* دانشیار، دانشگاه شهید بهشتی.

** کارشناس ارشد، دانشگاه شهید بهشتی (نویسنده مسئول).

E-mail: Mo.fattahi@mail.sbu.ac.ir

*** کارشناس ارشد، دانشگاه علامه طباطبائی.

## ۱. مقدمه

انتخاب سبد پروژه موضوعی است که امروزه نظر بسیاری از پژوهشگران را در حوزهٔ مدیریت پروژه و مدیریت صنعتی به‌خود معطوف کرده است [۱،۱۴،۲۶]. معمولاً انتخاب زیر مجموعه‌ای کوچک از مجموعه‌ای بزرگتر از پروژه‌ها به‌عنوان سبد پروژه برمبنای معیارهای انتخاب چندگانه، چه در سازمان‌ها و چه در کارخانه‌های صنعتی از مسائل نوعی تصمیم‌گیری چندمعیاره[1] (MCDM) قلمداد می شود [۲۷،۱۳]. اگر در مسئلهٔ انتخاب سبد پروژه، اثر متقابل بین پروژه‌ها برمبنای معیارهای انتخاب چندگانه و اولویت‌های تصمیم‌گیرندگان لحاظ شود، تصمیم‌گیری بسیار پیچیده می‌شود. به‌خصوص وقتی که تعداد زیادی پروژه موجود باشد [۲۴]. برای چنین انتخابی از بعضی مدل‌های تحلیل تصمیم و سیستم‌های پشتیبان تصمیم[2](DSS) استفاده می‌شود تا تصمیمات اثربخشی در اختیار تصمیم‌گیرندگان قرار گیرد. اگرچه باید اذعان کرد که مدل‌های ساده و قابل درک قدیمی‌تر، هنوز قابل استفاده هستند و احتمالاً راحت‌تر توسط اکثر مجریان پذیرفته می‌شوند [۹، ۱۸]. دراین پژوهش ابتدا مسئلهٔ انتخاب سبد پروژه را با درنظرگرفتن اثر متقابل بین پروژه‌ها فرموله می‌کنیم. سپس مسئله را بااستفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO)[3] و الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات آشوبناک[4] (CPSO) حل می‌کنیم تا نحوهٔ عملکرد این الگوریتم‌ها را در عمل بسنجیم.

اهداف اصلی پژوهش حاضر عبارتند از: ۱. فرموله کردن مسئله انتخاب سبد پروژه چند معیاره با درنظر گرفتن اثر متقابل بین پروژه‌ها، ۲. به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO) برای دستیابی به‌سرعت بیشتر در حل مسئله و بهبود آن با استفاده از جستجوی محلی مبتنی بر دینامیک آشوبی به‌منظور دستیابی به‌جوابی موجه و کارا برای مسئله. ادامهٔ این پژوهش به این‌ترتیب سازماندهی شده است: در بخش ۲ به مرور پیشینهٔ تحقیق می‌پردازیم و پس از آن در بخش ۳ مسئلهٔ انتخاب سبد پروژهٔ چندمعیاره را با درنظر گرفتن اثر متقابل بین پروژه‌ها فرموله می‌کنیم. در بخش ۴، راه‌حل استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO) ارائه می‌شود. برای نشان‌دادن نحوهٔ عملکرد این الگوریتم، مثال‌های عددی در بخش ۵ ارائه می‌شود و نتایج محاسبات مورد تجزیه‌وتحلیل قرار می‌گیرد. نتایج به‌دست آمده با نتایج حاصل از الگوریتم ژنتیک مقایسه می‌شود و درنهایت در بخش۶ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری ذکر (بیان) خواهد شد.

1. Multi-criteria decision making
2. Decision support system
3. Particle swarm optimization
4. Chaotic particle swarm optimization

## ۲. مبانی و چارچوب نظری تحقیق

به‌دلیل اهمیت انتخاب سبد پروژه در مدیریت پروژه و مدیریت صنعتی، رویکردهای بسیاری برای حل مسئلهٔ انتخاب پروژه پیشنهاد شده است که اکثر آن‌ها در عمل نیز موفق بوده‌اند [۲۹، ۳۳]. برای مثال آکر و تایبجی (۱۹۷۸) از یک رویکرد برنامه‌ریزی صفر و یک کوادراتیک برای انتخاب پروژه‌های تحقیق و توسعه وابسته به یکدیگر استفاده نموده‌اند [۱]. به‌طور مشابه ماوروتاس و همکاران (۲۰۰۶) برای اولویت‌بندی پروژه‌های تحت محدودیت‌های خطمشی، تحلیل تصمیم چندمعیاره[1](MCDA) را با برنامه‌ریزی عدد صحیح ادغام کرده‌اند [۲۶].

فاکس و همکاران (۱۹۸۴) یک مدل اقتصادی ایجاد کرده‌اند که اثر متقابل منفعت (که به آن اثر متقابل ارزش فعلی گفته می شود) بین پروژه‌های تحقیق و توسعه را شامل می‌شود و به‌نتایج جالبی دربارهٔ انتخاب سبد پروژه نائل آمده‌اند (دست یافته‌اند) [۱۴]. کاراوی و اشمیت (۱۹۹۱) یک الگوریتم برنامه‌ریزی پویای گسسته [2](DDP) بهبود یافته را برای تخصیص منابع بین پروژه‌های وابسته به‌هم ارائه کرده‌اند [۸]. مداگلیا و همکاران (۲۰۰۷) یک رویکرد تکاملی چندهدفی را برای انتخاب پروژه‌هایی که به‌طور خطی محدود شده‌اند تحت شرایط عدم اطمینان، پیشنهاد داده‌اند [۲۷]. گلابی و همکاران (۱۹۸۱) یک مدل ارزش چندمعیارهٔ مکمل را برای مسائل انتخاب سبد پروژه ارائه کرده‌اند [۱۶]. آن‌ها نظریهٔ ارزش چندشاخصه [3](MAVT) را گسترش دادند و فرضیاتی مبتنی بر این که ارزش کلی سبد شکلی افزایشی دارد را ارائه نموده‌اند.MAVT چارچوبی عمومی برای به‌دست آوردن ارزش‌های چندمعیارهٔ آلترناتیوهای تعریف شده برای حل مسائل انتخاب سبد پروژه می‌باشد. باتوجه به چنین ارزش افزایشی که آن‌ها ارائه کردند می‌توان نتیجه گرفت که راه‌حل بهینهٔ سبد مشروط به محدودیت‌های منابع را می‌توان از طریق یک مسئلهٔ برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح به‌دست آورد. وزارت انرژی ایالات متحده [4](DOE) از این رویکرد برای انتخاب سبد پروژه‌های انرژی خورشیدی استفاده کرده است [۱۷]. کلینموتز (۲۰۰۷) روش ارائه شده توسط گلابی و همکاران (۱۹۸۱) را برای بودجه‌بندی سرمایه‌ای بیش از ۷۵۰ بیمارستان و مرکز بهداشتی در ایالات متحده به‌کار گرفته است [۲۱]. آن‌ها دریافتند که گر چه سبد پروژهٔ بهینه را می‌توان از روش‌های قدیمی‌تر هم به‌دست آورد، نتایج مدل افزایشی برای تحلیل حساسیت پیاده‌سازی آن می‌تواند بسیار مفیدتر باشد [۲۲].

استامبر و هایدنبرگر (۲۰۰۳) یک رویکرد سه مرحله‌ای که شامل برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح چندهدفه است را برای انتخاب سبد پروژه‌های تحقیق توسعه پیشنهاد کرده‌اند و نتایج

1. Multi-criteria decision analysis
2. Discrete dynamic programming
3. Multi-attribute value theory
4. Department of Energy

پیاده‌سازی یک سیستم پشتیبان تصمیم (DSS) را در یک بنگاه صنعتی با استفاده از این مدل گزارش نموده‌اند [۳۲]. همچنین استامبر و همکاران (۲۰۰۹) و هنریکسون و پالوکسی (۲۰۰۸) چند سیستم پشتیبانی تصمیم (DSS)چندمعیاره را برای ارزیابی و انتخاب پروژه‌های متفاوت توسعه دادند و به‌نتایج جالبی درباره انتخاب سبد سهام دست یافتند [۳۳].

طبق تحلیل‌هایی که در بالا ذکر شد، مشهود است که رویکردهای موجود انتخاب سبد پروژه نتوانسته‌اند اثر متقابل بین پروژه‌ها برحسب معیارهای انتخاب متفاوت را لحاظ کنند. همچنین آن‌ها اولویت تصمیم‌گیرندگان در اهمیت معیارهای انتخاب را درنظر نگرفته‌اند. در شرایط واقعی در مسئلهٔ انتخاب سبد پروژه، اگر پروژه‌ای که با پروژه‌های دیگر اثر متقابل دارد انتخاب شود، ممکن است اثر مثبت و یا منفی متقابل بر معیار انتخاب خاصی داشته باشد. اگر اثر متقابل بین پروژه‌ها لحاظ نشود، ممکن است فرآیند تصمیم‌گیری نتایج پایانی دلخواه را حاصل نکند [۷]. تأثیر متقابل نوعی کنش است که بین دو یا چند شیء که بر یکدیگر تأثیر می‌گذارند به‌وقوع می‌پیوندد و می‌توان آن را با برخی روش‌های آماری مثل تحلیل واریانس[1] (ANOVA) اندازه‌گیری نمود [۶،۲۷]. همچنین از آن‌جایی که نتایج مسئلهٔ برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح چند هدفی[2] (MOILP) از بررسی تمامی سبدهای ممکن حاصل می‌شود، اگر تأثیر متقابل بین پروژه‌ها لحاظ شود، این روش فقط برای مسائلی که حداکثر ۳۰ پروژه را شامل می‌شود، قابل کاربرد (استفاده) است. اگر تعداد پروژه‌ها از ۳۰ فراتر رود، حجم محاسبات به قدری زیاد می‌شود که عملاً حل مدل غیرممکن می‌گردد. به‌همین دلیل چنین روش‌هایی برای انتخاب سبد پروژه به‌خصوص در تصمیم‌گیری عمومی بسیار مورد انتقاد قرار گرفته‌اند [۳۴].

برای حل این مشکل در این پژوهش تلاش شده است تا یک مسئلهٔ انتخاب سبد پروژه چندمعیاره را با مورد ملاحظه قراردادن اثر متقابل بین پروژه‌ها برحسب معیارهای چندگانه و همچنین اولویت‌های تصمیم‌گیرندگان برمبنای اهمیت معیارها فرموله کنیم. یک مسئله انتخاب سبد پروژه چندمعیاره که شامل اثر متقابل بین پروژه‌ها و همچنین اولویت‌های تصمیم‌گیرندگان باشد از یک فرآیند انتخاب پروژه ساده با چند پروژه مستقل، به‌مراتب پیچیده‌تر است. یو و همکاران (۲۰۱۰) برای فائق آمدن بر این پیچیدگی از الگوریتم ژنتیک استفاده کرده‌اند [۳۶]. ربانی و همکاران (۲۰۱۰) روش بهینه‌سازی گروه ذرات را برای غلبه بر این پیچیدگی پیشنهاد کردند و نشان دادند که جواب‌های این روش در مقایسه با الگوریتم تکاملی قدرت پارتو (SPEA)[3] بسیار با کیفیت‌تر است [۳۱]. در پژوهش حاضر از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO) برای دستیابی به‌سرعت بیشتر در حل مسئله استفاده شده است. این الگوریتم چون از

1. Analysis of variance
2. Multi-objective integer linear programming
3. Strength Pareto Evolutionary Algorithm

اپراتورهای ساده‌تری (نسبت به الگوریتم‌های مشابه، مانند الگوریتم ژنتیک) برای تحول جواب‌های مسئله استفاده می‌کند، موجب افزایش سرعت در دستیابی به‌جواب بهینه می‌گردد. همچنین با استفاده ازجستجوی محلی مبتنی بر دینامیک آشوبی، این الگوریتم را برای دستیابی به جوابی کاراتر (کاربردی‌تر) برای مسئلهٔ انتخاب سبد پروژه با درنظرگرفتن اثر متقابل پروژه‌ها بهبود بخشیده‌ایم. درنهایت جواب‌های به‌دست آمده از الگوریتم‌های فوق با نتایج حاصل از الگوریتم ژنتیک مورد مقایسه قرار گرفته است.

**فرموله کردن مسئلهٔ انتخاب سبد پروژه با درنظر گرفتن اثر متقابل.** در انتخاب سبد پروژه، تصمیم‌گیرنده، اغلب با مشکل انتخاب زیرمجموعه‌ای کوچک از مجموعه‌ای بزرگتر از پروژه بر مبنای معیارهای انتخاب مواجه است. این فرآیند تحت‌عنوان تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) شناخته می‌شود [۲۵]. عموماً دو نوع مسائل تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) وجود دارد؛ مسئلهٔ تصمیم‌گیری چندشاخصه (MADM)[1] و مسئلهٔ تصمیم‌گیری چندهدفی (MODM)[2]. معمولاً مسئله تصمیم‌گیری چندشاخصه (MADM) را می‌توان توسط نظریهٔ مطلوبیت چندشاخصه (MAUT)[3] حل نمود. درحالی‌که برای حل مسئلهٔ تصمیم‌گیری چند هدفی (MODM) از برنامه‌ریزی ریاضی چندهدفی (MOMP) مثل برنامه‌ریزی پویا [۸] و برنامه‌ریزی کودراتیک [۳۲] استفاده می‌شود. طبق این دسته‌بندی، انتخاب سبد پروژهٔ چندمعیاره را می‌توانیم در زمرهٔ مسائل تصمیم‌گیری چندشاخصه بر حسب ویژگی‌های سبد پروژه قرار دهیم. همچنین می‌توان از نظریهٔ مطلوبیت چندشاخصه (MAUT) برای حل مسئلهٔ انتخاب سبد پروژهٔ چندمعیاره استفاده نمود. در راستای این مقصود، مسئلهٔ انتخاب سبد پروژهٔ چندمعیاره در زیر ارائه می‌شود.

فرض کنید به‌تعداد $I$ پرژه وجود دارد که باید ارزیابی و انتخاب شوند و $x_i$ نشانگر متغیرهای تصمیم هستند. اگر پروژه $a_i$ $(i = 1,2, \dots, I)$ درسبد قرارگیرد آنگاه $x_i = 1$ خواهد بود و در غیر این‌صورت $x_i = 0$ می‌شود. بنابراین سبد پروژه را می‌توانیم این‌گونه نمایش دهیم؛ $x = (x_1, x_2, \dots, x_I)$. $w_j$ $(j = 1,2, \dots, J)j$ را میزان ترجیح تصمیم‌گیرندگان به معیار که برای ارزیابی پروژه $a_i$ $(i = 1,2, \dots, I)$ مورد استفاده قرار می‌گیرد درنظر می‌گیریم. $c_{ij}$ را نیز ارزش پروژه $a_i$ نسبت به معیار $j$ قرار می‌دهیم. اگر هیچ اثر متقابلی بین پروژه‌ها وجود نداشته باشد، می‌توانیم مدل انتخاب سبد پروژه را بااستفاده از روش تجمعی چندشاخصهٔ استاندارد بر مبنای نظریهٔ مطلوبیت چندشاخصه (MAUT) به‌شکل زیر نمایش دهیم:

1. Multi-attribute decision making
2. Multi-objective decision making
3. Multi-attribute utility theory

$$\text{Max } V = \sum_{i=1}^{I}\left(\sum_{j=1}^{J} w_j c_{ij}\right) x_i$$
$$\text{s.t.} \quad \sum x_i = M$$
$$x_i = \{0,1\}$$

مدل (۱)

که دراین مدل$V$ نشان‌دهنده ارزش مطلوبیت کل (یا تأثیر کل) زیرمجموعهٔ انتخاب شدهٔ پروژه‌ها و $M$ بیانگر تعداد پروژه‌های انتخاب شده برحسب مجموعه‌ای از معیارهای گزینش است.

در مدل انتخاب سبد پروژه‌ای که در بالا نشان داده شده است، پروژه‌ها مستقل فرض شده‌اند؛ به‌عبارت دیگر هیچ اثر متقابلی بین پروژه‌ها وجود ندارد. اما در دنیای واقعی اثر متقابلی بین پروژه‌ها برحسب معیارهای گزینش متفاوت وجود دارد. به‌علاوه، همان‌گونه که کارسون و فیولر (۱۹۹۵) بیان می‌کنند، لحاظ نکردن اثر متقابل بین پروژه‌ها ممکن است منجر به‌نتایج نامطلوب شود [۷]. بنابراین نتایج حاصل از رابطه (۱) ممکن است ناکارآمد باشد و از این رو اثر متقابل بین پروژه‌ها باید در مدل‌سازی تصمیم لحاظ شود. برای تسهیل مدل‌سازی اجازه دهید $d_j(S_k)$ را مقدار تأثیرهای متقابل در ترکیب $k$ پروژه برحسب معیار گزینش $j$ و همچنین $S_k$ $(k = 1,2, \dots, K)$ را به‌عنوان ترکیب $k$ پروژه درنظر بگیریم. بر این اساس مسئله انتخاب سبد پروژه چندمعیاره با درنظرگرفتن اثر متقابل پروژه‌ها برحسب معیارهای انتخاب چندگانه را می‌توان به‌صورت زیر فرموله کرد:

$$\text{Max } V = \sum_{i=1}^{I}\left(\sum_{j=1}^{J} w_j c_{ij}\right) x_i + \sum_{j=1}^{J}\sum_{k=1}^{K}\left(w_j\left(d_j(S_k)\right)\left(\sum_{i=1}^{L} c_{ij}\right)\right)\prod_{i=1}^{L} x_i$$
$$\text{s.t.} \quad \sum x_i = M$$
$$x_i = \{0,1\}$$

مدل (۲)

که در آن $L$ تعداد متغیرهای با اثر متقابل است. مجموع اول در تابع هدف مدل (۲) مجموع تأثیرهای منفرد همهٔ پروژه‌های منفرد $a_i$ است که مشابه تابع هدف مدل (۱) می‌باشد و مجموع دوم در تابع هدف مدل (۲) با اثرهای متقابل پروژه‌های مختلف مرتبط است. اثر متقابل$d_j(S_k)$ را می‌توان به‌عنوان تأثیرات افزوده درصورتی‌که سبد پروژه $x$ شامل ترکیبی از حداقل $k$ پروژه باشد در نظر گرفت.

در مسئلهٔ انتخاب سبد پروژه که در مدل (۲) نمایش داده شده است به‌وضوح مشخص است مدل انتخاب سبد پروژهٔ چندمعیاره با لحاظ‌کردن اثرهای متقابل پروژه و اولویت‌های تصمیم‌گیرنده، یک مسئلهٔ نوعی برنامه‌ریزی عدد صحیح غیرخطی صفر و یک چندمعیاره است. در عین حال یک مسئلهٔ نوعی بهینه‌سازی شبه بولی[1](PBO) نیز می‌باشد [۲۸]. به‌طور واضحی مشخص است که فرآیند تصمیم‌گیری که در برگیرندهٔ اثر متقابل پروژه‌ها و اولویت‌های تصمیم‌گیرنده باشد، بسیار پیچیده‌تر از سبد پروژه‌های مستقل بدون اثر متقابل است. برای حل مسئلهٔ برنامه‌ریزی عدد صحیح غیرخطی مدل (۲) روش‌های بسیاری مثل الگوریتم انشعاب و تحدید[2](BBA) و روش برنامه‌ریزی پویا[3](DP) ارائه شده است [۳۵]. فرآیند محاسبات چنین روش‌هایی به‌خصوص وقتی که بخواهیم تعداد زیادی از پروژه‌ها را مورد ارزیابی قرار داده و سبد بهینه را انتخاب کنیم، اغلب بسیار پیچیده است. به‌همین دلیل در این پژوهش برای حل مسئلهٔ برنامه‌ریزی عدد صحیح غیرخطی از روش بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO) که در بخش بعدی به تفصیل بیان می‌شود استفاده شده است.

قابل ذکر است که اگر اثر متقابل بین پروژه‌ها لحاظ نشود، مسئلهٔ برنامه‌ریزی عدد صحیح غیرخطی[4](NIP) صفر و یک مدل (۲) به یک مسئلهٔ برنامه‌ریزی عدد صحیح (IP) صفر و یک استاندارد تبدیل می‌شود (همان‌گونه که در مدل (۱) نشان داده شده است) که می‌توان آن را به‌سادگی توسط الگوریتم برنامه‌ریزی عدد صحیح صفر و یک[5](BIP) استاندارد حل کرد. درواقع مسئلهٔ برنامه‌ریزی عدد صحیح غیرخطی صفر و یک مدل (۲)، شکل عمومی مسئلهٔ برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح صفر و یک مدل (۱) می‌باشد. به‌عبارت دیگر مسئلهٔ برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح صفر و یک، حالتی خاص از مسئلهٔ برنامه‌ریزی غیرخطی عدد صحیح صفر و یک است.

## ۳. روش‌شناسی تحقیق

**الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات PSO.** هوش توده‌ای یا هوش فوجی[6] نوعی روش هوش مصنوعی است که مبتنی بر رفتارهای اجتماعی در سیستم‌های نامتمرکز[7] و خودسامانده[8] بنیان شده می‌باشد. این سامانه‌ها معمولاً از جمعیتی از کنشگرهای ساده تشکیل شده است که به‌طور محلی با یکدیگر و با محیط خود در تعامل هستند. باوجود اینکه معمولاً هیچ کنترل تمرکزیافته‌ای، چگونگی رفتار کنشگران را به آن‌ها دیکته نمی‌کند، تعاملات محلی آن‌ها به

1. Pseudo Boolean optimization
2. Bound and branch algorithm
3. Dynamic programming
4. Nonlinear integer programming
5. Binary integer programming
6. Swarm Intelligence
7. Distributed
8. Self-Organizing

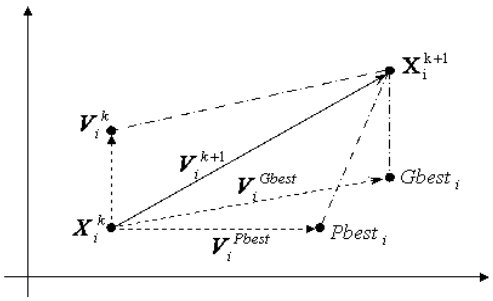
پیدایش الگوی رفتاری عمومی می‌انجامد. مثال‌هایی از چنین سیستم‌هایی را می‌توان درطبیعت مشاهده کرد؛ گروه‌های مورچه‌ها [۱۲]، دستهٔ پرندگان [۲۰]، کرم‌های شب‌تاب [۲۳]، سلول‌های ایمنی بدن [۱۰] و دسته‌های زنبورها [۱۹]. اصطلاح هوش فوجی در سال ۱۹۸۹ توسط جراردو بنی و جینگ وانگ معرفی شد [۴].

الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO) از جمله الگوریتم‌های جستجوی تصادفی الهام‌گرفته از طبیعت می‌باشد که بر پایهٔ رفتارهای اجتماعی پرندگان استوار است. ایده‌های اولیهٔ اجتماع ذرات تشکیل‌دهندهٔ یک شبکه در سال ۱۹۹۵ توسط کندی و ابرهارت مطرح گردید [۲۰]. این ایده در حل انواع مسایل بهینه‌سازی، عملکرد مناسبی داشته است [۲، ۳]. در این الگوریتم جمعیتی n فردی از بردارهای X درنظر گرفته می‌شود و بردار X یک بردار m عضوی است. در ابتدا جمعیت ذرات به‌صورت تصادفی مقداردهی شده و در روند اجرای الگوریتم ذرات به‌سوی هدف که همان یافتن نقطهٔ بهینه می‌باشد، هدایت می‌گردند [۱۵].

موقعیت هر ذره، در واقع بردار X مربوط به آن است و ارزش آن نیز مقدار تابع بر ارزش در موقعیت مربوطه می‌باشد. در روند اجرای الگوریتم می‌توان بهترین تجربهٔ هر ذره و موقعیت مربوط به آن را ذخیره نمود. بهترین تجربهٔ ذره iام، $pbest_i$ و موقعیت متناظر مربوط به آن را $xpbest_i$ گویند. به‌همین ترتیب بهترین تجربهٔ موجود در بین تمام ذرات و موقعیت مربوط به آن به‌ترتیب با $gbest_i$ و $xgbest_i$ نشان داده می‌شود. در حرکت به‌سوی نقطهٔ مینیمم، سرعت حرکت هر ذره و موقعیت جدید هر ذره با رابطه ۱ مشخص می‌شود:

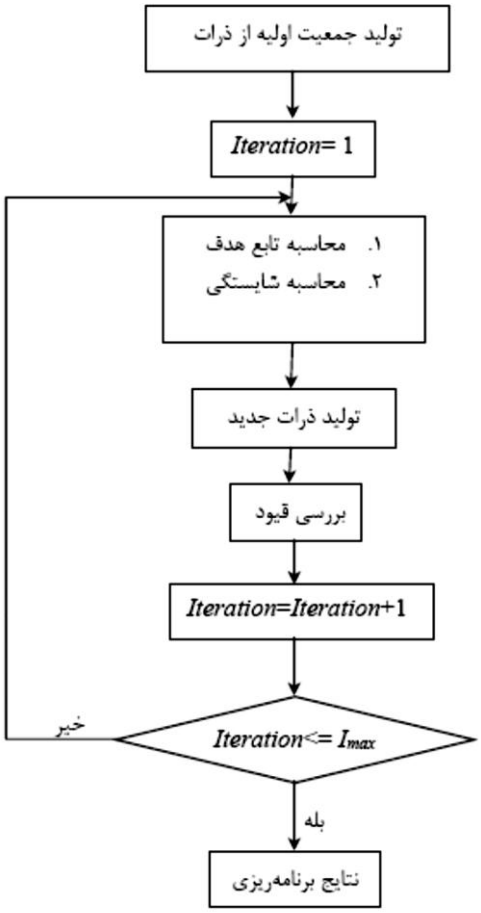
$$\vec{v}_i(t+1) = Inertia \times \vec{v}_i(t) + c_1 r_1(\vec{x}pbest_i - \vec{x}_i) + c_2 r_2(\vec{x}gbest_i - \vec{x}_i)$$
$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + \vec{v}_i(t+1)$$

که در رابطه سرعت، Inertia ضریب اینرسی ذره، $c_1$ و $c_2$ ضرایب شتاب و $r_1$ و $r_2$ اعدادی تصادفی هستند. نحوهٔ عمل این روابط به‌صورت کلی در شکل ۲ به‌نمایش درآمده است.




شکل۱. نحوه تحول سرعت و مکان ذرات در PSO

فلوچارت الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات در شکل ۲ نمایش داده شده است.




شکل۲. فلوچارت کلی PSO

## ٤. تحلیل داده‌ها و یافته های پژوهش

**بهبودبخشی به الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات بااستفاده از دینامیک آشوبی.**

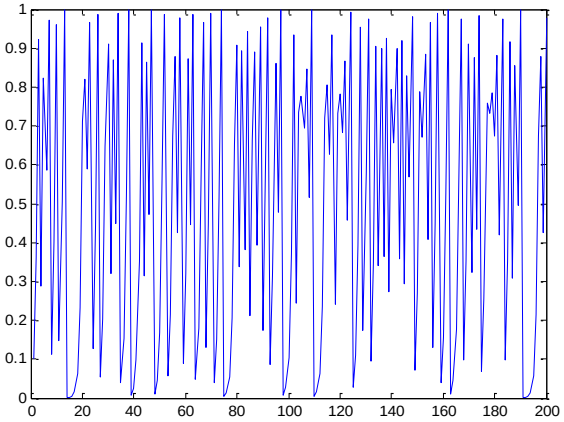
سیستم‌های آشوبناک، سیستم‌های دینامیکی غیرخطی هستند که نسبت به شرایط اولیه‌شان بسیار حساس‌اند. تغییری اندک در شرایط اولیهٔ چنین سیستم‌هایی باعث تغییرات بسیار در آینده خواهد شد. این پدیده در نظریهٔ آشوب به اثر پروانه‌ای مشهور است. رفتار سیستم‌های آشوبناک

به‌ظاهر تصادفی می‌نماید. بااین‌حال هیچ لزومی به‌وجود عنصر تصادف در ایجاد رفتار آشوبی نیست و سیستم‌های دینامیکی قطعی[1] نیز می‌توانند رفتار آشوبناک از خود نشان دهند [۱۱].

برای بهبود رفتار جستجوی ذرات در الگوریتم PSO و جلوگیری از گیر افتادن آن‌ها در تله‌های محلی می‌توان از دینامیک آشوبناک بهره گرفت و به الگوریتم CPSO دست یافت [۵]. در این‌جا از یک معادلهٔ دینامیکی آشوبناک معروف به معادلهٔ نگاشت لجستیک[2] استفاده شده است که به‌صورت زیر می‌باشد.

$$x_{n+1} = \mu x_n(1 - x_n), 0 \le x_0 \le 1 \qquad \text{رابطه (۱)}$$

با این‌که رابطهٔ بالا بیانگر یک سیستم قطعی و غیرتصادفی است، به‌ازای پارامتر $\mu = 4$ و $x_0 \notin \{0,0.25,0.5,0.75,1\}$ رفتار آشوبناک دارد. رفتار این تابع به ازای $x_0$=0.1 در شکل ۳ ترسیم شده است.




شکل ۳. رفتار نگاشت لجستیک به‌ازای $\mu = 4,\ x_0 = 0.1$

معادلهٔ لجستیک نسبت به تغییرات بسیار کوچک در شرایط اولیه بسیار حساس است و به‌ازای یک تغییر کوچک در شرایط اولیه، تغییر بزرگی در مقادیر آتی تابع ایجاد می‌شود.

از دینامیک آشوبناک تابع لجستیک می‌توان برای جستجوی محلی استفاده کرد. روند جستجوی محلی با دینامیک آشوبناک به‌صورت زیر است.

1. Deterministic
2. Logistic map

**الگوریتم جستجوی محلی آشوبی. گام اول:** متغیر زمان را $k$ درنظر گرفته و قرار داده می‌شود $k=0$. مقادیر متغیرهای بهینه‌سازی $x_i^k$ را در بازه $(x_{min,i}\ ,\ x_{max,i})$ نگاشته و متغیرهای آشوبی $cx_i^{(k)}$ را به‌صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$\mathrm{cx_i^{(k)}} = \frac{\mathrm{x_i^{(k)} - x_{min,i}}}{\mathrm{x_{max,i} - x_{min,i}}}, \quad \mathrm{i} = 1,2,\dots,\mathrm{n}. \qquad (۲)$$

**گام دوم:** مقدار متغیرهای آشوبی مرحلهٔ بعد یعنی $cx_i^{(k+1)}$ را با استفاده از نگاشت لجستیک تعیین می‌کنیم.

$$\mathrm{cx_i^{(k+1)}} = 4\ \mathrm{cx_i^{(k)}}(1 - \mathrm{cx_i^{(k)}}) \qquad (۳)$$

**گام سوم:** متغیرهای بهینه‌سازی جدید را با انجام تبدیل عکس روی متغیرهای آشوبی جدید محاسبه می کنیم.

$$\mathrm{x_i^{(k+1)}} = \mathrm{x_{min,i}} + \mathrm{cx_i^{(k+1)}}\ (\mathrm{x_{max,i}} - \mathrm{x_{min,i}}) \qquad (۴)$$

**گام چهارم:** متغیرهای بهینه‌سازی جدید را باتوجه به تابع هدف ارزیابی می‌کنیم.

**گام پنجم:** اگر متغیرهای بهینه‌سازی جدید بهتر بودند، آن‌ها را جایگزین مقادیر قبلی کرده و روند را تا شمارهٔ تکرار بیشینهٔ جستجوی محلی $K_{max}$ تکرار می‌کنیم.

**مثال عددی.** در این بخش مثال عددی ارائه می‌شود تا نحوهٔ کار رویکرد برنامه‌ریزی عدد صحیح غیرخطی صفر و یک بر مبنای الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات را برای مسائل انتخاب سبد پروژهٔ چندمعیاره در عمل نشان دهیم. این مثال تنها ۵ متغیر در مسئلهٔ انتخاب سبد پروژه دارد که برای نشان دادن فرآیند استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات برای انتخاب پروژه‌ها از آن استفاده می‌کنیم. سپس برای نشان دادن اهمیت خاص الگوریتم های به‌کار رفته و مزیت آن‌ها روش پیشنهادی بر روی مسائل مشابه با تعداد متغیرهای بالاتر اعمال شده و نتایج آن ارائه می شود. قابل ذکر است که در این پژوهش برای انجام تحلیل‌ها از نرم‌افزار MATLAB 7/6 استفاده شده است.

**مثال ۵ متغیره.** هدف اصلی از ارائه این مثال ۵ متغیره، نشان دادن فرآیند به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات برای انتخاب زیرمجموعه‌ای از پروژه‌های مجموعه‌ای بزرگتر است. برای مقایسهٔ نتایج، محاسبات را به دو شیوه انجام می‌دهیم. ابتدا اثر متقابل پروژه‌ها را نادیده می‌گیریم و مسئله را طبق مدل (۱) فرموله و حل می‌کنیم. سپس اثر متقابل پروژه‌ها را در مسئله لحاظ می‌کنیم و از مدل (۲) استفاده می‌نماییم. در هر دو حالت ضرایب اولویت معیارها از نظر تصمیم‌گیرندگان را در مسئله انتخاب سبد پروژه لحاظ می‌کنیم.

فرض کنید ۵ پروژه موجود است ($A = \{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}$). هدف، انتخاب ۲ پروژه از بین ۵ پروژه موجود بر حسب سه معیار {امکان پذیری پروژه ها :3 ,ریسک :2 ,بازگشت سرمایه :1} $= J$ است. داده‌های مربوط به این پروژه‌ها در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱. داده‌های اولیه ۵ پروژهٔ متفاوت

| معیارها | اولویت | پروژه ها i | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| J | $w_j$ | $a_1$ | $a_2$ | $a_3$ | $a_4$ | $a_5$ |
| بازگشت سرمایه | ۳ | ۰,۳۳ | ۰,۲۷ | ۰,۵۶ | ۰,۴۴ | ۰,۷۸ |
| ریسک | ۱ | ۰,۶۵ | ۰,۴۸ | ۰,۸۹ | ۰,۵۱ | ۰,۴۲ |
| امکان پذیری | ۴ | ۰,۵۰ | ۰,۷۵ | ۰,۴۸ | ۰,۶۸ | ۰,۷۰ |

در جدول ۱ مقادیر $c_{51} = 0/78$، $c_{52} = 0/42$ و $c_{53} = 0/70$ به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ امتیاز پروژه $a_5$ نسبت به معیارهای ۱، ۲ و ۳ است. $w_j$ نشان‌دهندهٔ میزان اهمیت هریک از معیارهای ۱، ۲ و ۳ است که توسط تصمیم‌گیرندگان تعیین می‌شود. برای تسهیل محاسبات اولویت معیارها را در بارهٔ [۱ , ۰] نرمالیزه می‌کنیم. برای این مقصود از فرمول زیر استفاده می‌کنیم.

$$w'_j = \frac{w_j}{\sum_{j=1}^{J} w_j} \qquad (۵)$$

با استفاده از رابطه فوق، جدول ۱ را می‌توان به‌شکل جدول ۲ درآورد (همان‌گونه که در زیر نشان داده شده است).

*جدول ۲. داده‌های نرمالیزه شدهٔ ۵ پروژهٔ متفاوت*

| معیارها | اولویت | پروژه‌ها $i$ | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| J | $w'_j$ | $a_1$ | $a_2$ | $a_3$ | $a_4$ | $a_5$ |
| بازگشت سرمایه | ۰,۳۷۵ | ۰,۳۳ | ۰,۲۷ | ۰,۵۶ | ۰,۴۴ | ۰,۷۸ |
| ریسک | ۰,۱۲۵ | ۰,۶۵ | ۰,۴۸ | ۰,۸۹ | ۰,۵۱ | ۰,۴۲ |
| امکان‌پذیری | ۰,۵۰۰ | ۰,۵۰ | ۰,۷۵ | ۰,۴۸ | ۰,۶۸ | ۰,۷۰ |

در جدول بالا، اثر متقابل بین پروژه‌ها لحاظ نشده است. در مسائل دنیای واقعی معمولاً بین پروژه‌ها تأثیرات متقابلی وجود دارد که می‌توان میزان این تأثیرها را بااستفاده از تحلیل واریانس (ANOVA) اندازه‌گیری نمود [۳۵]. برای مثال اگر دو پروژهٔ $a_1$ و $a_5$ به‌طور همزمان انتخاب شوند، ممکن است منجر به افزایش بازگشت سرمایه و کاهش ریسک شود. میزان امکان‌پذیری پروژه‌ها ممکن است افزایش و یا کاهش داشته باشد که به ویژگی‌های پروژه‌ها بستگی دارد. فرض می‌کنیم که اثر متقابل پروژه‌ها بر یکدیگر به قرار جدول شماره ۳ باشد.

جدول ۳. میزان اثر متقابل بین پروژه‌ها بر حسب معیارهای مختلف

| معیارها | جفت پروژه‌ها $(S_k)$ | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $j$ | $a_1a_2$ | $a_1a_3$ | $a_1a_4$ | $a_1a_5$ | $a_2a_3$ | $a_2a_4$ | $a_2a_5$ | $a_3a_4$ | $a_3a_5$ | $a_4a_5$ |
| بازگشت سرمایه | ۰,۲۰ | ۰,۴۵ | ۰,۴۰ | ۰,۶۵ | ۰,۴۵ | ۰,۳۵ | ۰,۵۵ | ۰,۴۰ | ۰,۶۰ | ۰,۵۵ |
| ریسک | −۰,۱۵ | −۰,۲۵ | −۰,۱۴ | −۰,۱۵ | −۰,۲۰ | −۰,۰۵ | −۰,۱۰ | −۰,۱۵ | −۰,۲۵ | −۰,۱۵ |
| امکان‌پذیری | ۰ | ۰ | ۰,۳۵ | ۰ | ۰ | −۰,۴۵ | ۰ | ۰ | ۰ | −۰,۸۰ |

میزان اثر متقابل پروژه‌ها را می‌توان در جدول شماره ۳ مشاهده کرد. از ۵ پروژه موجود می‌توان به $C_5^2$ حالت، ۲ پروژه انتخاب کرد. یعنی از کنار هم قرارگرفتن پروژه‌ها در یک ترکیب دو پروژه‌ای ۱۰ جفت پروژه حاصل می‌شود که نشانگر فضای جواب مسئله است. هر یک از این ترکیب‌ها بر معیارهای مختلف اثر متقابلی دارد. برای مثال اثر متقابل جفت پروژه‌های $S_1 = \{a_1, a_4\}$، $S_2 = \{a_2, a_4\}$ و $S_3 = \{a_4, a_5\}$ بر معیار امکان‌پذیری به‌ترتیب برابر با $d_3(S_1) = 0.35$، $d_3(S_2) = -0.45$ و $d_3(S_3) = -0.80$ است.

با داشتن میزان اثر متقابل بین پروژه‌ها، اکنون فرایند انتخاب سبد پروژه را تحت شرایط مورد نظر (با درنظر گرفتن و بدون درنظر گرفتن اثر متقابل بین پروژه‌ها) مقایسه می‌کنیم. در مرحلهٔ اول انتخاب سبد پروژه را بدون لحاظ‌کردن اثر متقابل پروژه‌ها انجام می‌دهیم. با استفاده از نظریهٔ مطلوبیت چندشاخصه (MAUT) تابع هدف را می‌توانیم به‌شکل زیر فرموله کنیم.

$$
\begin{aligned}
V =& [(0.375 \times 0.33) + (0.125 \times 0.65) + (0.500 \times 0.50)]\, x_1 \\
&+ [(0.375 \times 0.27) + (0.125 \times 0.48) + (0.500 \times 0.75)]\, x_2 \\
&+ [(0.375 \times 0.56) + (0.125 \times 0.89) + (0.500 \times 0.48)]\, x_3 \\
&+ [(0.375 \times 0.44) + (0.125 \times 0.51) + (0.500 \times 0.68)]\, x_4 \\
&+ [(0.375 \times 0.78) + (0.125 \times 0.42) + (0.500 \times 0.70)]\, x_5 \\
&= 0.455x_1 + 0.53625x_2 + 0.56125x_3 + 0.56875x_4 + 0.695x_5
\end{aligned}
\qquad (۶)
$$

طبق مدل (۱) مسئلهٔ بهینه‌سازی انتخاب سبد پروژه را می‌توانیم به‌شکل زیر فرموله کنیم.

$$\begin{cases} \text{MaxV} = 0.455\,x_1 + 0.53625\,x_2 + 0.56125\,x_3 + 0.56875\,x_4 + 0.695\,x_5 \\ \text{s.t.} \quad x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5 = 2 \\ x_i = \{0,1\}, \quad i = 1,2,\dots,5 \end{cases}$$

مدل (۳)

با استفاده از الگوریتم برنامه‌ریزی عدد صحیح صفر و یک (BIP) به‌راحتی می‌توان جواب بهینه را بدین‌شکل $x = (0,0,0,1,1)$ با مقدار تابع هدف $V = 1.26375$ به‌دست آورد. به‌هرحال این فقط ساده‌ترین حالت است. اگر تأثیر متقابل بین پروژه‌ها لحاظ شود، مسئله پیچیده می‌شود. در این بخش، اثر متقابل بین پروژه‌ها را طبق رابطه (۲) در مسئله لحاظ می‌کنیم. طبق نظریهٔ مطلوبیت چندشاخصه (MAUT) و درنظر گرفتن اثر متقابل بین پروژه‌ها، با استفاده از مدل (۲) مسئلهٔ بهینه‌سازی سبد را می‌توان به‌شکل زیر نشان داد.

$$\begin{cases} \text{Max } V = 0.455x_1 + 0.53625x_2 + 0.56125x_3 + 0.56875x_4 + 0.695x_5 + \\ 0.0238x_1x_2 + 0.1021x_1x_3 + 0.3035x_1x_4 + 0.2505x_1x_5 + 0.1058x_2x_3 - \\ 0.5136x_2x_4 + 0.2053x_2x_5 + 0.1238x_3x_4 + 0.2606x_3x_5 - 0.2972x_4x_5 \\ \text{s.t.} \quad x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5 = 2 \\ x_i = \{0,1\}, \quad i = 1,2,\dots,5 \end{cases}$$

مدل (۴)

**نتایج بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم‌های PSO و CPSO.** در این بخش نتایج بهینه‌سازی برای مدل‌ها و نمونه‌های معرفی شده در بخش قبل با استفاده از الگوریتم PSO و CPSOارائه می‌گردد. خواهیم دید که این دو روش منجر به دستیابی به‌سرعت بیشتر در حل مسئله و یافتن جواب بهتر برای آن می‌شوند. این امر در مقایسه با الگوریتم‌های مشابه، مانند الگوریتم ژنتیک نشان داده خواهد شد.

**مثال عددی ۵ متغیره.** به‌منظور نخستین مقایسه و آشنایی با روند کار به مسئلهٔ انتخاب ۲ پروژه از ۵ پروژه با ۳ معیار و با درنظر گرفتن اثر متقابل بین پروژه‌ها که در بخش مثال عددی معرفی شده است پرداخته می‌شود. این مثال برای الگوریتم‌های PSO و CPSO بسیار ساده بوده و در نخستین تکرار جواب مسئله مشخص می‌شود که به‌صورت زیر است.

$$(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = (0,0,1,0,1) \quad \rightarrow \quad V = 1.51685$$

و اگر اثر متقابل بین پروژه‌ها درنظر گرفته نشود جواب مسئله به‌شکل زیر خواهد بود.

$$(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = (0,0,0,1,1) \quad \rightarrow \quad V = 1.26375$$

که این تفاوت بیانگر اهمیت درنظر داشتن اثر متقابل در جواب نهایی مسئله می‌باشد. بنابراین در تمامی مسائل بعدی، این اثر را مدنظر خواهیم داشت.

**مثال‌های عددی با تعداد متغیرهای بالا.** اهمیت استفاده از الگوریتم‌هایی مانند GA[1]، PSO و CPSO در حل مسائل با ابعاد بالا یعنی با تعداد متغیرهای از چندین ده و چندین صد است. در این‌گونه مسائل تعداد حالت‌های ممکن و قابل قبول، بسیار زیاد خواهد بود و از سویی تعداد کل جواب‌ها در فضای جستجو نیز بسیار بیشتر است و این امر جستجو در فضای جواب‌ها را بسیار مشکل می‌کند. استفاده از الگوریتم PSO جستجو را در فضای جواب‌ها سریعتر می‌کند و استفاده از جستجوی محلی با دینامیک آشوبناک در الگوریتم CPSO امکان یافتن جواب‌های بهتر و مطمئن‌تر از نظر برازندگی را فراهم می‌آورد.

در یک مسئله برای انتخاب m پروژه از میان n پروژه، تعداد حالت‌های قابل قبول که در قید تعداد پروژه‌های انتخابی صدق می‌کنند، به‌صورت رابطهٔ (۱۱) است.

$$\text{تعداد حالات قابل قبول} \binom{n}{m} = \frac{n!}{m!\,(n-m)!} \qquad (۷)$$

همچنین در این مورد تعداد کل جواب‌هایی که یک الگوریتم جستجو با آن مواجه است $2^n$ حالت می‌باشد. در جدول ۴ این مقادیر برای چندین نمونه مسئله نشان داده شده است.

1. Genetic algorithm

*جدول ۴. تعداد حالات در مسائل با تعداد پروژه‌های زیاد*

| تعداد پروژه‌ها | تعداد انتخاب | تعداد کل حالات | تعداد حالات قابل قبول |
|---|---|---|---|
| ۱۰ | ۵ | ۱۰۲۴ | ۲۵۲ |
| ۲۰ | ۱۰ | ۱۰۴۸۵۷۶ | ۱۸۴۷۵۶ |
| ۳۰ | ۱۵ | ۱۰۷۳۷۴۱۸۲۴ | ۱۵۵۱۱۷۵۲۰ |
| ۴۰ | ۲۰ | ۱۰۹۹۵۱۱۶۲۷۷۷۶ | ۱۳۷۸۴۶۵۲۸۸۲۰ |
| ۵۰ | ۲۵ | $1.125899906842624\times10^{15}$ | ۱۲۶۴۱۰۶۰۶۴۳۷۷۵۲ |
| ۶۰ | ۳۰ | $1.152921504606846\times10^{18}$ | $1.182645815646481\times10^{17}$ |
| ۷۰ | ۳۵ | $1.180591620717414\times10^{21}$ | $1.121862778166666\times10^{20}$ |

بنابراین برای مسائل با تعداد پروژه‌های زیاد ناگزیر به استفاده از الگوریتم‌های جستجوی تصادفی مانند PSO و CPSO هستیم.

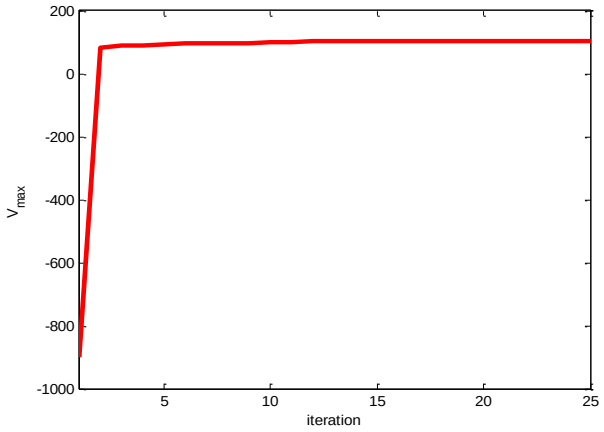
در این بخش تعدادی مسئلهٔ انتخاب پروژهٔ با ابعاد بالا و با درنظر گرفتن اثر متقابل در نظر گرفته می‌شوند. هدف انتخاب نیمی از این پروژه‌ها به‌صورتی است که تابع برازندگی V بیشینه شود. از آن‌جا که تعداد معیارها تنها در ضرایب متغیرهای $x_i$ و یا جملات تقابلی مرتبهٔ بالاتر مانند $x_ix_j$ ظاهر می‌شود و اثری در تعداد حالات و سختی جستجو ندارد، تعداد معیارها را ثابت و برابر ۳ در نظر می‌گیریم.

پارامترهای الگوریتم‌های PSO و CPSO به‌کار رفته در جدول ۵ آمده است.

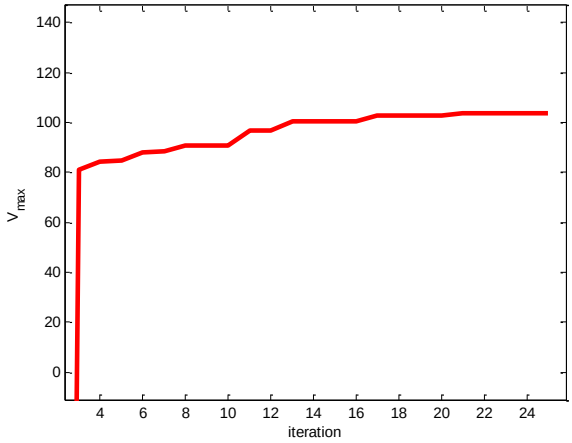
*جدول ۵. پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم‌های PSO و CPSO*

| تعداد ذرات | ۳۰ |
|---|---|
| تعداد بیشترین تکرار الگوریتم | ۵۰ |
| $C_1$ | ۲ |
| $C_2$ | ۲ |
| ضریب میرایی | ۰.۹۹۹۹ |
| اینرسی | عدد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازهٔ [۱و۰] |
| $K_{max}$ (فقط برای CPSO) | ۴۰ |

یک نمونه منحنی هم‌گرایی که نشان‌دهندهٔ مقدار بهترین V طی تکرارهای متوالی الگوریتم PSO است در شکل ۴ و برای الگوریتم CPSO در شکل ۵ نشان داده شده است.



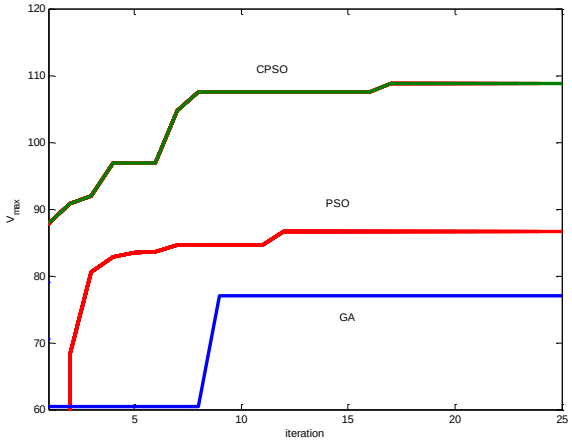

شکل۴. منحنی هم‌گراییPSO




شکل ۵. منحنی همگراییCPSO

پرش‌های ریز با تعداد بیشتر که در منحنی هم‌گرایی در مورد CPSO دیده می‌شود (به‌منظور مشاهدهٔ بهتر از تکرار ۲ به بعد رسم شده است، در تکرار اول جواب غیرقابل قبول بوده است که با در نظر گرفتن جریمه مقدار V منفی شده است) به‌علت جستجوی محلی و تلاش الگوریتم برای دستیابی به‌پاسخ بهتر بوده است. با این حال الگوریتم PSO به‌علت تعداد محاسبات کمتر، سرعت بیشتری دارد.

در شکل ۶ مقایسه بین منحنی‌های هم‌گرایی الگوریتم‌های GA، PSO و CPSO برای مسئلهٔ یکسان با ۵۰ پروژه نشان داده شده است. که نشان‌دهندهٔ مزیت به‌ترتیب CPSO، PSO و GA بر یکدیگر از لحاظ جواب نهایی است.




شکل ۶ مقایسه منحنی‌های هم‌گرایی الگوریتم‌های GA، PSO و CPSO برای مسئلهٔ یکسان

با وجود مزیت ذکر شده از نظر جواب، سرعت یافتن جواب نیز اهمیت دارد که در این مورد PSO از مزیت بیشتری برخوردار است زیرا با ترکیب جستجوی محلی آشوبناک در CPSO بخشی از زمان، صرف اجرای جستجوی محلی می‌شود.

زمان صرف شده برای مسائل با تعداد متغیرهای مختلف به‌ازای الگوریتم‌های نامبرده در جدول ۵ مقایسه شده است.

*جدول ۶. مقایسهٔ زمان رسیدن به جواب بهینه برای الگوریتم‌های GA، PSO و CPSO*

| تعداد پروژه‌ها | تعداد انتخاب | زمان اجرای GA | زمان اجرای PSO | زمان اجرای CPSO |
|---|---|---|---|---|
| ۱۰ | ۵ | ۱۰.۳۲ | ۱.۳۸ | ۱.۸۹ |
| ۲۰ | ۱۰ | ۲۶.۲۸ | ۱.۹۶ | ۲.۵۵ |
| ۳۰ | ۱۵ | ۲۷.۳۴ | ۲.۷۷ | ۴.۷۲ |
| ۴۰ | ۲۰ | ۳۶.۲۵ | ۴.۱۹ | ۷.۳۱ |
| ۵۰ | ۲۵ | ۴۵.۱۳ | ۶.۵۸ | ۸.۶۷ |
| ۶۰ | ۳۰ | ۵۳.۲۱ | ۸.۰۳ | ۱۱.۰۲ |
| ۷۰ | ۳۵ | ۶۳.۸۴ | ۹.۱۲ | ۱۲.۹۴ |

## ۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مقاله مسئلهٔ انتخاب سبد پروژه با درنظر گرفتن اثر متقابل پروژه‌ها با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی PSO و CPSO مورد بررسی قرار گرفت. اثر متقابل در انتخاب پروژه در جواب نهایی و برازندگی آن تأثیرهای با اهمیتی نشان می‌دهند. نشان داده شد که روش‌های PSO و CPSO نسبت به‌روش الگوریتم ژنتیک که پیش از این در این‌گونه مسائل به‌کار رفته است، برتری دارند. الگوریتم PSO نسبت به سایر روش‌ها سرعت بیشتری در به‌دست آوردن جواب مسئله از خود نشان می‌دهد. با این حال با استفاده از دینامیک آشوبناک برای جستجوی محلی در الگوریتم CPSO جواب نهایی معمولاً از برازندگی بهتری برخوردار خواهد بود و از گرفتارشدن ذرات در تله‌های محلی جلوگیری می‌شود.

## منابع


1. Aaker, D. A., & Tyebjee, T. T. (1978). A model for the selection of interdependent R&D projects. *IEEE Transactions on Engineering Management*, *25*, 30–36.
2. Abido, M. A. (2002). Optimal design of power system stabilizers using particle swarm optimization. *IEEE Trans. Energy Conversion*, Vol. 17, pp. 406 - 413.
3. Abiyev, R. H., & Menekay, M. (2007). Fuzzy portfolio selection using genetic algorithm. *Soft Computing*, *11*, 1157–1163.
4. Beni, G., Wang, J. (1989). Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems, Proceed. *NATO Advanced Workshop on Robots and Biological Systems*, Tuscany, Italy, June 26–30.
5. Bo Liu, Ling Wang, Yi-Hui Jin, Fang Tang, De-Xian Huang (2005). Improved particle swarm optimization combined with chaos. *Chaos, Solitons and Fractals*, 25, 1261–1271.
6. Bouyssou, D., Marchant, T., Pirlot, M., Tsoukias, A., & Vincke, P. (2006). *Evaluation and decision models with multiple criteria: stepping stones for the analyst*. New York: Springer.
7. Carlsson, C., & Fuller, R. (1995). Multiple criteria decision making: the case for interdependence. *Computers& Operations Research*, *22*, 251–260.
8. Carraway, R. L., & Schmidt, R. L. (1991). An improved discrete dynamic programming algorithm for allocating resources among interdependent projects. *Management Science*, 37, 1195–1200.
9. Cooper, R. G., Edgett, S. J., & Kleinschmidt, E. J. (1999). New product portfolio management: practices and performance. *Journal of Product Innovation Management*, 16, 333–351.
10. De Castro, L. N. & Von Zuben, F. J. (2001). Learning and Optimization Using the Clonal Selection Principle. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems*.
11. Devaney & Robert L. (2003). An Introduction to Chaotic Dynamical Systems. 2nd ed. *Westview Press*, ISBN 0-8133-4085-3, (2003).
12. Dorigo, M. and Stützle, T. (2004). *Ant Colony Optimization* by, MIT Press. ISBN 0-262-04219-3.
13. Ewing, P. L. Jr., Tarantino, W., & Parnell, G. S. (2006). Use of decision analysis in the army base realignment and closure (BRAC) 2005 military value analysis. *Decision Analysis*, 3, 33–49.
14. Fox, G. E., Baker, N. R., & Bryant, J. L. (1984). Economic models for R and D project selection in the presence of project interactions. *Management Science*, *30*, 890–902.
15. Fukuyama, Y. (2000). A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage security assessment. *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 15, pp. 1232 - 1239.

16. Golabi, K. (1987). Selecting a group of dissimilar projects for funding. *IEEE Transactions on EngineeringManagement*, 34, 138–145.
17. Golabi, K., Kirkwood, C. W., & Sicherman, A. (1981). Selecting a portfolio of solar energy projects using multi-attribute preference theory. *Management Science, 27*, 174–189.
18. Henriksen, A. D. P., & Palocsay, S. W. (2008). An Excel-based decision support system for scoring and ranking proposed R&D projects. *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 7(3), 529–546.
19. Karaboga & Dervis (2010). Artificial bee colony algorithm, *Scholarpedia*, 5(3): 6915.
20. Kennedi, J., & Eberhart, R. (1995). A Discrete Binary of the Particle Swarm Algorithm' , in *IEEE Int . Conf*. Vol. 4, No.2, PP 1942-1948.
21. Kleinmuntz, C. E., & Kleinmuntz, D. N. (1999). Strategic approaches for allocating capital in healthcare organizations. *Healthcare Financial Management*, 53, 52–58.
22. Kleinmuntz, D. N. (2007). Resource allocation decisions. In W. Edwards, R. F. Miles, & D. von Winter- feldt (Eds.), Advances in decision analysis: from foundations to applications. *New York: Cambridge University Press*.
*23.* Krishnanand, K.N. & Ghose, D. (2009). Glowworm swarm optimisation: a new method for optimising multi-modal functions. *Int. J. Computational Intelligence Studies*, Vol. 1, No. 1.
24. Liesio, J. (2006). Robust portfolio optimization in multi-criteria project selection. Licentiate's Thesis, Helsinki University of Technology.
25. Liesio, J., Mild, P., & Salo, A. (2007). Preference programming for robust portfolio modeling and project selection. *European Journal of Operational Research*, 181, 1488–1505.
26. Mavrotas, G., Diakoulaki, D., & Caloghirou, Y. (2006). Project prioritization under policy restrictions: a com- bination of MCDA with 0–1 programming. *European Journal of Operational Research*, 171, 296–308.
27. Medaglia, A. L., Graves, S. B., & Ringuest, L. J. (2007). A multiobjective evolutionary approach for linearly constrained project selection under uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 179, 869– 894.
28. Medaglia, A. L., Hueth, D., Mendieta, J. C., & Sefair, J. A. (2007). Multiobjective model for the selection and timing of public enterprise projects. *Socio-Economic Planning Sciences*, 41, 31–45.
29. Peng, Y., Kou, G., Shi, Y., & Chen, Z. (2008). A descriptive framework for the field of data mining and knowledge discovery. *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 7(4), 639–682.
30. Peng, Y., Kou, G., Shi, Y., & Chen, Z. (2008). A multi-criteria convex quadratic programming model for credit data analysis. *Decision Support Systems*, 44(4), 1016–1030.
31. Rabbani, M., Aramoon, M. &Baharian G. (2010). A multi-objective particle

swarm optimization for project selection problem, *Expert Systems with Applications*. 37, 315–321

32. Stummer, C., & Heidenberger, K. (2003). Interactive R&D portfolio analysis with project interdependencies and time profiles of multiple objectives. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 50, 175–183.
33. Stummer, C., Kiesling, E., & Gutjahr, W. J. (2009). A multicriteria decision support system for competence- driven project portfolio selection. *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 8(2), 379–401.
34. Talias, M. A. (2007). Optimal decision indices for R&D project evaluation in the pharmaceutical industry: Pearson index versus Gittins index. *European Journal of Operational Research*, 177, 1105–1112.
35. Yu, L., Wang, S. Y., & Lai, K. K. (2006). An integrated data preparation scheme for neural network data analysis. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 18, 217–230.
36. Yu, L., Wang, S. Y., & Lai, K. K. (2010). Genetic algorithm-based multi-criteria project portfolio selection. *Ann Oper Res*, 13, 76–92.