

# مسیریابی بهینه پهباد مبتنی بر الگوریتم چندین هدفه تکاملی بردار مرجع هدایت شده

پژمان غلام نژاد<sup>۱\*</sup>، جلیل مظلوم<sup>۲</sup>

۱- دانش آموخته دکتری تخصصی هوش مصنوعی، دانشکده مهندسی رایانه و فناوری اطلاعات، دانشگاه هوایی شهید ستاری

۲- دانشیار مهندسی برق دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری

(دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۲/۲۵ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۸/۰۵)

## چکیده

در مسیریابی پهباد، به حداقل رساندن همزمان مسافت طی شده و تهدید تشخیص رادار، دو معیار در بسیاری از کاربردهای نظامی است. استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندین هدفه تکاملی، در مسایلی که دارای اهداف متضاد هستند، می‌تواند نقش موثری در افزایش راندمان این مسایل داشته باشد. در این مقاله، مسئله برنامه‌ریزی مسیر پهباد چند منظوره بررسی می‌شود که یک الگوریتم بهینه‌سازی چندین هدفه برای حل یک مسئله برنامه‌ریزی مسیر پهباد با اهداف متعدد، ارائه می‌شود. روش حل پیشنهادی، الگوریتم چندین هدفه تکاملی بردار مرجع هدایت شده<sup>۱</sup> می‌باشد. در این مقاله، از یک سکو<sup>۲</sup> در بستر نرم‌افزار متلب<sup>۳</sup>، به نام پلت ای ام<sup>۴</sup>، استفاده شده است. روش پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های تکاملی چند هدفه و چندین هدفه تکاملی که اخیر ارائه شده‌اند، مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفته و نتایج بدست آمده با معیار ارزیابی فرا حجم که تمام دسته‌بندی‌های لازم (همگرایی، تنوع و قدرتمندی) را پوشش می‌دهد، بیان شده است. مساله، بر روی دو گروه از مسایل بهینه‌سازی، تست و پیاده‌سازی شده‌اند. با مقایسه نتایج ارائه شده، مشاهده می‌شود که الگوریتم چندین هدفه تکاملی بردار مرجع هدایت شده، عملکرد بهتری از نظر کمی و پیچیدگی محاسباتی نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه شده دارد و نرخ همگرایی، تنوع و قدرتمندی این الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه شده بالاتر است.

واژه‌های کلیدی: مسیریابی بهینه پهباد، بهینه‌سازی چندین هدفه تکاملی، الگوریتم چندین هدفه تکاملی بردار مرجع هدایت شده.

## UAV optimal routing based on reference vector guided evolutionary algorithm

Pezhman Gholamnezhad<sup>\*</sup> and Jalil Mazloum

### Abstract

In UAV navigation, the simultaneous minimization of distance traveled and the threat of radar detection is two criteria in many military applications. The use of many-objective evolutionary algorithms in problems with conflicting goals can play an effective role in increasing the efficiency of these problems. In this research, the multi-purpose UAV route planning problem is considered and a many-objective optimization algorithm is presented in a multi-purpose UAV route planning problem. The proposed solution method is a reference vector evolutionary algorithm (RVEA). In this research, a platform in the MATLAB software, which is called PlatEMO, has been used. The proposed method is compared and evaluated with other many-objective and multi-objective evolutionary algorithms that have been presented recently and the results are obtained with a volume evaluation criterion that covers all the necessary categories (convergence, diversity and cardinality). Give, express. The problem has been tested on two groups of optimization problems. Comparing the presented results, it is observed that the reference vector evolutionary algorithm has a better performance than other compared algorithms, and the convergence rate, diversity and robustness of this algorithm is higher than other compared algorithms.

**Key words:** UAV optimal routing, many-objective optimization evolutionary algorithms, reference vector guided evolutionary algorithm.

<sup>1</sup>Reference Vector guided Evolutionary Algorithm (RVEA)

<sup>2</sup> Platform

<sup>3</sup> Matlab

<sup>4</sup> PlatEMO

## مقدمه

امروزه پهبادها به دلیل توانایی آنها از نظر تحرک، خودمختاری، ارتباطات و قدرت پردازش با هزینه نسبتاً کم، طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرند، زیرا همه خطرات مربوط به اپراتورهای انسانی را از بین می‌برند و در مقایسه با هواپیماهای سرنشین‌دار، هزینه بسیار کمتری دارند.

ماهیت پویای حوزه‌ی مأموریت‌های پهبادها، مستلزم تصمیم‌گیری‌های سریع به طور مکرر می‌باشد و راه حل‌های بی‌درنگ و با کیفیت برای انجام عملیات شناسایی پهباد، بسیار مهم هستند. یکی از تصمیمات اصلی در این زمینه، تصمیمات مسیریابی است. رویکردهایی که به تصمیم‌گیری موثر مسیریابی کمک می‌کنند، تأثیر مهمی در موفقیت مأموریت‌های این نوع پرنده‌ها را دارند. یکی از این رویکردها استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی در مسیریابی می‌باشد. در مسیریابی، ممکن است چندین هدف، از جمله کاهش میزان مسافت طی شده، مصرف سوخت، مدت پرواز و تهدید تشخیص تعریف شود. به حداقل رساندن مسافت طی شده و به حداقل رساندن تهدید تشخیص رادار، حداقل، دو معیار معمول در بسیاری از کاربردهای نظامی است. یک نسخه کلی‌تر از این مسئله، در نظر گرفتن چندین هدف است، جایی که هدف این است که بهترین مسیر را با شروع از پایگاه، و بازدید از همه اهداف و بازگشت به پایگاه پیدا کنید. مشکل برنامه ریزی مسیر پهباد با چندین هدف در صورت وجود اهداف متعدد، یک مساله چندین منظوره است. با توجه به موارد مطرح شده، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندین هدف<sup>۵</sup> می‌تواند به عنوان یک راه حل مناسب پیشنهاد شود.

## اهمیت و ضرورت تحقیق

وقتی مسیرها فقط با توجه به مسافت تا هدف ساخته می‌شوند، پهباد احتمالاً بیشتر از مناطق تهدید عبور می‌کند و آسیب‌پذیرتر می‌شود. از طرف دیگر، جلوگیری از مناطق تهدیدآمیز احتمالاً باعث افزایش کل مسافت سفر می‌شود. در این برنامه‌ها، شناسایی ممکن است منجر به سرنگونی شود و نتواند مأموریت را نهایی کند. بنابراین، جلوگیری از ردیابی، هدف مهمی برای مسایل برنامه‌ریزی مسیر پهباد است.

## هدف تحقیق

در این مقاله، مسئله برنامه‌ریزی مسیر پهباد چند منظوره در نظر گرفته می‌شود و یک الگوریتم بهینه‌سازی چندین هدف مبتنی بر اولویت را به یک مسئله برنامه‌ریزی مسیر پهباد با اهداف متعدد، ارائه می‌شود.

## پیشینه تحقیق

اس سابینو<sup>۶</sup> و همکارانش در سال ۲۰۱۸، یک استراتژی متمرکز برای مسیریابی پهبادها، مبتنی بر شبکه مش<sup>۷</sup> ارائه نمودند که در آن پهبادها به عنوان نقاط دسترسی پرواز که شبکه مش ایجاد می‌کند، اتصال به گره‌های زمینی مستقر در یک منطقه هدف را فراهم می‌کند [۱]. موقعیت جغرافیایی پهبادها براساس الگوریتم تکاملی چند هدف<sup>۸</sup> بهینه شده است. هدف از طرح پیشنهادی، پوشاندن تمامی گره‌های زمینی با استفاده از حداقل تعداد پهبادها است، در حالی که برآورده-سازی میزان مورد نیاز آنها را به حداکثر می‌رساند. کریستین آر. و همکارانش در سال ۲۰۱۹، یک مولد تصادفی وزنی را برای ایجاد و جهش<sup>۹</sup> افراد جدید پیشنهاد نمودند، بدین منظور که منجر به کاهش میزان همگرایی مساله بهینه‌سازی چند هدفه برای برنامه ریزی مأموریت چند پهباد شوند [۲]. با استفاده از استراتژی‌های تصادفی وزنی، جستجو را بر روی مناطق بالقوه بهتر فضای حل، ارائه می‌دهد. پاکین چامپاساک<sup>۱۱</sup> و همکارانش در سال ۲۰۲۰، برای یک پهباد، یک مساله بهینه-سازی چندین هدفه با ۶ عملکرد عینی ارائه نمودند: وزن ناخالص پرواز، ضریب کشش<sup>۱۲</sup>، فاصله پرواز، قدرت مورد نیاز، ضریب بالابر و مقاومت در برابر محدودیت عملکرد و پایداری هواپیما [۳]. خو ژن<sup>۱۳</sup> و همکارانش در سال ۲۰۲۰، یک رویکرد برنامه‌ریزی مسیر برای پهباد دوآر<sup>۱۴</sup> در یک محیط شناخته شده استاتیک زمین ارائه نمودند [۴]. هدف این روش یافتن مسیرهای بدون برخورد و امکان پذیر با حداقل متغیر ارتفاع، طول و زاویه است. ابتدا، یک روش مدل سازی سه بعدی برای کاهش بار محاسبات مدل‌های پویای پهباد دوآر ارائه شده است.

<sup>6</sup> S Sabino

<sup>7</sup> Mesh

<sup>8</sup> Multi-Objective Evolutionary Algorithm (MOEA)

<sup>9</sup> Cristian R.

<sup>10</sup> Mutation

<sup>11</sup> Pakin Champhasak

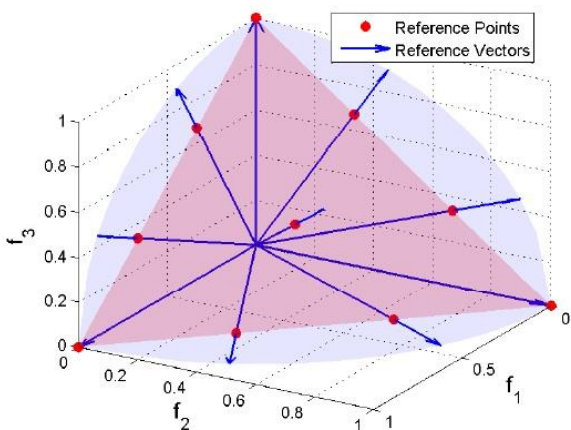
<sup>12</sup> Drag coefficient

<sup>13</sup> Xu Zhen

<sup>14</sup> R\_UAV

<sup>5</sup> Many-Objective Optimization Evolutionary Algorithms (MaOEA)

بیشتر مفید هستند. مؤلفه اصلی این الگوریتم، تولید فرزندان، انتخاب هدایت شده بردار مرجع و راهکارهای سازگاری بردار مرجع است. عملگرهای ژنتیکی، برای ایجاد جمعیت فرزندان استفاده می‌شوند. روش انتخاب هدایت شده برای بردار مرجع شامل چهار مرحله است، یعنی ترجمه مقدار هدف<sup>۲۲</sup>، پارتیشن-بندی جمعیت<sup>۲۳</sup>، محاسبه فاصله مجاز از زاویه<sup>۲۴</sup> و انتخاب نخبه‌گرایی<sup>۲۵</sup>. این الگوریتم از استراتژی‌های نخبه سالاری استفاده می‌کند و استراتژی انتخاب، مجموعه‌ای از بردارهای مرجع را فرا می‌گیرد. فاصله مجاز از زاویه، برای ترازبندی همگرایی و تنوع به صورت درست، استفاده می‌شود. از یک روش انطباقی برای اصلاح بردارهای مرجع، به منظور اطمینان از توزیع سازگار راه حل‌ها در فضای هدف استفاده می‌شود. روش بیان ترجیحی<sup>۲۶</sup> بر اساس بردار مرجع، در یک منطقه انتخاب شده که به طور یکنواخت، توسط پارتو توزیع شده‌اند، برای بدست آوردن راه حل‌های بهینه استفاده می‌شود. شکل ۱، تصویری از نحوه تولید بردارهای مرجع به طور یکنواخت توزیع شده در یک فضای سه هدفه را نشان می‌دهد. در این حالت، ابتدا ۱۰ نقطه مرجع با توزیع یکنواخت در یک ابر کره<sup>۲۷</sup> تولید می‌شود و سپس برای تولید ۱۰ بردار مرجع، آن‌ها را به یک ابر کره ترسیم می‌کنند.



شکل ۱ - نحوه تولید بردارهای مرجع به طور یکنواخت توزیع شده در یک فضای سه هدفه.

با توجه به طول، ارتفاع و زاویه تنظیم مسیر، برنامه ریزی مسیر پهبادهای دوار، به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی سه هدفه توصیف شده است. شیائوبینگ یو<sup>۱۵</sup> و همکارانش در سال ۲۰۲۱، برنامه ریزی مسیر به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی چند هدفه با محدودیت‌ها را ارائه نمودند که توابع هدف شامل فاصله و خطر مسیر است که براساس تئوری بزیر<sup>۱۶</sup> محاسبه می‌شود و محدودیت‌ها شامل زاویه چرخش و ارتفاع پرواز هستند [۱۵].

### مفاهیم، نظریه‌های مربوطه، فرضیه‌ها و بیان مساله

الگوریتم‌های تکاملی به عنوان ابزاری موثر برای کاوش در جبهه‌های بهینه پارتو همگرا<sup>۱۷</sup> و متنوع<sup>۱۸</sup> در مسایل بهینه‌سازی چند هدفه ارائه شده‌اند که به طور کلی شامل دو یا سه هدف متناقض است. با این حال، بسیاری از مسایل دنیای واقعی شامل بهینه‌سازی همزمان چندین هدف متناقض است (در بیشتر موارد، بیش از پنج)، که معمولاً به عنوان مسایل بهینه‌سازی چندین هدفه شناخته می‌شوند. مسایل بهینه‌سازی چندین هدفه، مربوط به حل  $M$  اهداف متضاد به طور همزمان در مسایلی است که در آن  $M$  بیشتر از سه است [۱۶]. به طور کلی، یک مساله بهینه‌سازی چندین هدفه فرمول زیر را دارد که توسط معادله (۱) توصیف شده است.

$$\begin{cases} f(x) = [f_1(x), \dots, f_M(x)] \\ s.t. \quad x \in \Lambda \end{cases} \quad (1)$$

که  $\Lambda \in \mathbb{R}^n$  فضای تصمیم<sup>۱۹</sup> است و  $f: \Lambda \rightarrow \Omega \in \mathbb{R}^M$  فضای هدف<sup>۲۰</sup> است و فرض بر این است که  $f$ ، یک مساله کمینه‌سازی است. بیشتر الگوریتم‌های چندین هدفه تکاملی، بر حفظ تنوع و افزایش همگرایی متمرکز هستند. یکی از الگوریتم‌هایی که برای بهبود اثربخشی به منظور حل مسایل چندین هدفه تکاملی ارائه شده است، الگوریتم چندین هدفه تکاملی بردار مرجع هدایت شده<sup>۲۱</sup> است [۱۷]. این الگوریتم یک رویکرد مبتنی بر تجزیه ارائه می‌دهد و می‌تواند با استفاده از نقاط مرجع برای زیر مجموعه راه حل‌های پارتو، راه حل‌های بهینه تولید کند. چنین نقاط مرجعی برای همگرایی

<sup>15</sup> Xiaobing Yu

<sup>16</sup> Bezier theory

<sup>17</sup> Pareto-optimal fronts

<sup>18</sup> Diversified

<sup>19</sup> Decision space

<sup>20</sup> Objective space

<sup>21</sup> Reference Vector guided Evolutionary Algorithm (RVEA)

<sup>22</sup> Objective Value Translation

<sup>23</sup> population partitions

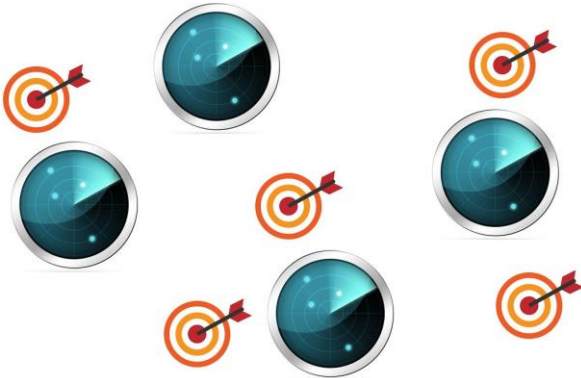
<sup>24</sup> Angle Penalized Distance (APD)

<sup>25</sup> elitism selection

<sup>26</sup> preferential articulation

<sup>27</sup> Hyper sphere

برای هر بردار مرجع است که نزدیکترین نقطه به نقطه ایده آل باشد، معیار انتخاب شامل دو زیر معیار است، یعنی معیار همگرایی و معیار تنوع، با توجه به بردار مرجعی که به عنوان کاندید راه حل می‌باشند.  
در این تحقیق، ساختار مساله بر اساس ۵ هدف و ۴ رادار در نظر گرفته شده است که در شکل ۳ نمایش داده شده است.



شکل ۳- نمایش فضای مساله (۵ هدف و ۴ رادار)

پهپاد ضمن تلاش برای به حداقل رساندن مسافت طی شده و تهدید رادارگریزی در مناطق تحت پوشش رادار، از همه اهداف بازدید می‌کند. رادارها در مراکز مناطق دایره‌ای مستقر هستند و در مناطق سفید بی‌اثر هستند. در داخل مناطق رادار، دو قسمت وجود دارد: منطقه هسته‌ای که احتمال تشخیص آن ۱۰۰٪ است و منطقه خارجی که با نزدیک شدن به مرز بیرونی منطقه نور، احتمال تشخیص کاهش می‌یابد.

در این مساله، هدف، به حداقل رساندن مسافت طی شده و به حداقل رساندن تهدید تشخیص رادار است. مسافت طی شده مربوط به طول تور پهپاد است. تهدید تشخیص رادار<sup>۲۸</sup> یک معیار قرار گرفتن در معرض رادار است.

با مشخص شدن مسیرهای ممکن در یک منطقه رادار که از میان اهداف عبور می‌کنند که از میان مسیرها، مسیر بهینه پارتو بایستی پیدا شود. بسته به کوتاه‌ترین فاصله دو هدف که از یک منطقه رادار عبور می‌کنند، سه نوع حرکت تعریف می‌شود: ۱- کوتاه‌ترین فاصله بین یک زوج هدف، از هیچ منطقه راداری عبور نمی‌کند. ۲- کوتاه‌ترین فاصله بین یک زوج هدف، فقط از منطقه بیرونی راداری عبور می‌کند. ۳- کوتاه‌ترین فاصله بین یک زوج هدف، از دو منطقه بیرونی و داخلی راداری عبور می‌کند. با توجه به مطالعات انجام شده، مدل مفهومی تحقیق می‌تواند بصورت زیر بیان شود:

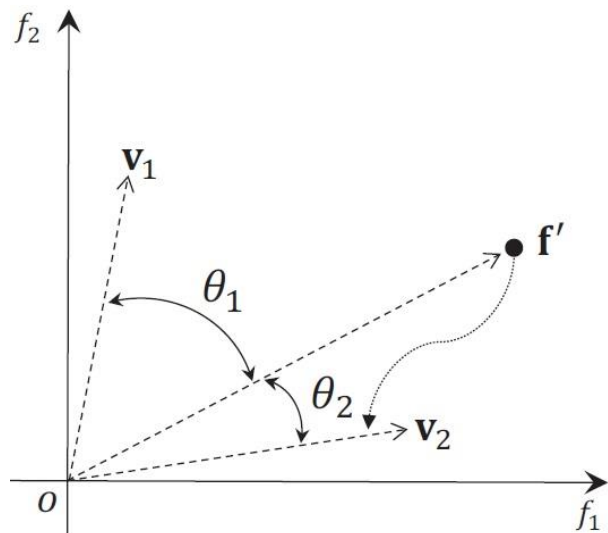
برای بدست آوردن ترجمه مقدار هدف، نقطه‌های اولیه بردارهای مرجع مورد استفاده، مختصات اصلی است. بنابراین، مقادیر هدف افراد در جمعیت  $P_t$  بصورت اندیس نسل‌ها است و تبدیل به  $F_t$  بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$f'_{t,i} = f_{t,i} - z_t^{\min} \quad (2)$$

که  $i = 1, \dots, |P_t|$  و بردارهای هدف افراد، بعد و قبل از ترجمه است و  $z_t^{\min} = (z_{t,1}^{\min}, z_{t,2}^{\min}, \dots, z_{t,m}^{\min})$  کمینه مقادیر هدف‌های محاسبه شده از  $F_t$  است. همچنین زاویه بین بردار هدف  $f'_{t,i}$  و بردار مرجع  $V_{t,j}$  را نشان می‌دهد و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\cos \theta_{t,i,j} = \frac{f'_{t,i} \cdot V_{t,j}}{\|f'_{t,i}\| \|V_{t,j}\|} \quad (3)$$

شکل ۲، ارتباط افراد با یک بردار مرجع را نشان می‌دهد.



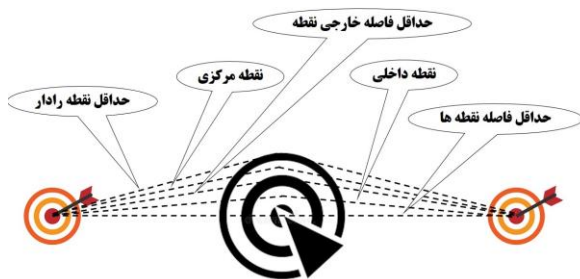
شکل ۲- ارتباط افراد با یک بردار مرجع

برای پارتیشن‌بندی جمعیت، یک فرد،  $I_{t,i}$ ، به زیر جمعیت  $\bar{P}_{t,k}$  تعلق دارد، اگر زاویه بین  $f'_{t,i}$  و  $v_{t,k}$  در میان همه بردارهای مرجع، کمینه باشد (یعنی مقدار کسینوس بیشینه باشد).

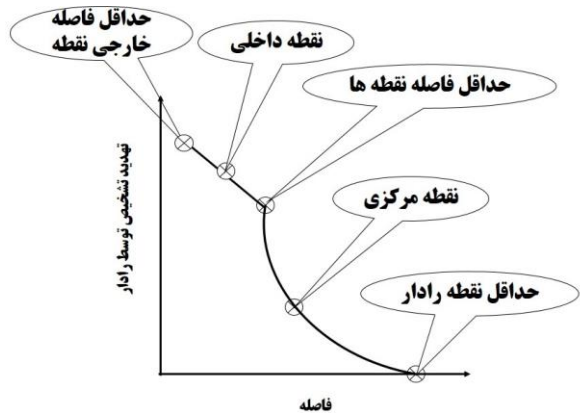
برای محاسبه فاصله مجاز از زاویه، هنگامی که جمعیت  $P_t$  به  $N$  زیرجمعیت  $\bar{P}_{t,1}, \dots, \bar{P}_{t,N}$  پارتیشن‌بندی می‌شود، می‌توان از هر زیرجمعیت یک نخبه انتخاب نمود تا  $P_{t+1}$  برای نسل بعدی ایجاد شود. از آن جا که هدف یافتن راه حل

<sup>28</sup> Radar Detection Threat (RDT)

حرکت نوع ۳ (کوتاه‌ترین فاصله بین یک زوج هدف، از دو منطقه بیرونی و داخلی راداری عبور می‌کند)، دارای یک مرز دو قطعه‌ای بصورت خطی و منحنی، است که مرز پارتو بهینه<sup>۳۲</sup> است. قطعه خطی مربوط به مسیرهای کارآمدی است که هم از منطقه رادار داخلی (جایی که احتمال تشخیص ۱.۰ است) و هم از منطقه رادار خارجی عبور می‌کند. قطعه منحنی، مشابه حرکت نوع ۲، مربوط به مسیرهای کارآمدی است که فقط از منطقه رادار بیرونی عبور می‌کنند. برای این نوع حرکت، حداقل فاصله خارجی نقطه<sup>۳۳</sup> تعریف می‌شود، یعنی نقطه دارای حداقل فاصله‌ای که فقط از منطقه رادار خارجی عبور می‌کند و یک نقطه داخلی<sup>۳۴</sup>، یعنی یک نقطه که مربوط به یک مسیر عبور از هر دو منطقه رادار خارجی و داخلی است. نمونه‌هایی از پنج مسیر کارآمد، یعنی حداقل فاصله نقاط، حداقل نقطه رادار و نقطه مرکزی، حداقل نقطه خارجی فاصله و نقطه داخلی و تصاویر آن‌ها در فضای عملکرد هدف به ترتیب در شکل ۶ و شکل ۷ نشان داده شده است.



شکل ۶- مسیر حداقل فاصله نقاط، حداقل نقطه رادار و نقطه مرکزی، حداقل نقطه خارجی فاصله و نقطه داخلی



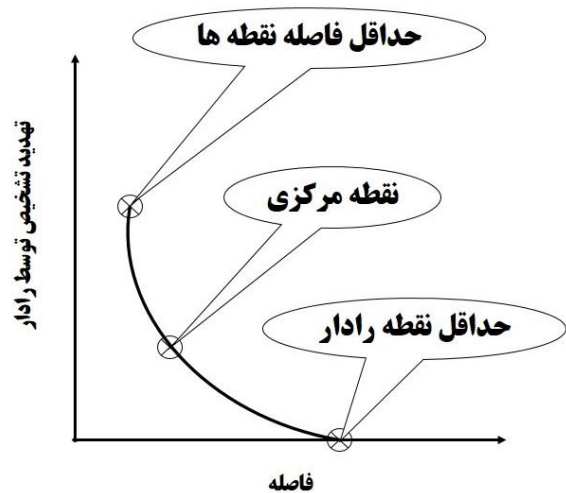
شکل ۷- نگاهت مسیر حداقل فاصله نقاط، حداقل نقطه رادار و نقطه مرکزی، حداقل نقطه خارجی فاصله و نقطه داخلی

برای نوع اول حرکت، یک راه حل کارآمد وجود دارد، زیرا تهدیدی برای رادارگریزی وجود ندارد. بین جفت‌های هدف با نوع دوم و سوم حرکات، بی نهایت گزینه‌های مسیر کارآمد وجود دارد، زیرا زمین پیوسته است. حرکت نوع ۲ (کوتاه‌ترین فاصله بین یک زوج هدف، فقط از منطقه بیرونی راداری عبور می‌کند)، دارای یک مرز بهینه پارتو، به شکل منحنی است. حداقل فاصله نقطه<sup>۲۹</sup>، با راه حل بسیار کارآمد با حداقل فاصله معادل است و همچنین حداقل نقطه رادار<sup>۳۰</sup> (حداقل نقطه‌ای که رادار تشخیص می‌دهد) با راه حل بسیار کارآمد با حداقل تهدید تشخیص رادار مطابقت دارد. یک نقطه مرکزی<sup>۳۱</sup> می‌تواند یک نقطه تقریبی بهینه پارتو باشد که دارای مقادیر میانی در هر دو هدف باشد. نمونه‌هایی از این سه مسیر کارآمد، یعنی حداقل فاصله نقاط، حداقل نقطه رادار و نقطه مرکزی، و تصاویر آن‌ها در فضای عملکرد هدف مربوط به حرکت نوع ۲، به ترتیب در شکل ۴ و شکل ۵ نشان داده شده است.



شکل ۴- مسیر حداقل فاصله نقطه، حداقل نقطه رادار و نقطه

مرکزی



شکل ۵- نگاهت مسیر حداقل فاصله نقطه، حداقل نقطه رادار و نقطه مرکزی در فضای هدف

<sup>32</sup> Pareto-optimal frontier

<sup>33</sup> Minimum Distance Outer Point (MDOP)

<sup>34</sup> Input Point (IP)

<sup>29</sup> Minimum Distance Point (MDP)

<sup>30</sup> Minimum Radar Point (MRP)

<sup>31</sup> Central Point (CP)

## روش‌شناسی تحقیق

است. چون قرار است در یک مورد خاص عمیقاً پژوهش به عمل آید.

در این مقاله، در دامنه وسیعی، آزمایشاتی به منظور نشان دادن عملکرد مدل مفهومی پیشنهادی انجام شده است و روش پیشنهادی با یک سری از الگوریتم‌ها، مقایسه و ارزیابی شده‌اند. این آزمایشات بر روی نمونه تست‌های مشخص انجام شده است. بدین منظور در ادامه این بخش، ابتدا معیارهای ارزیابی معرفی شده‌اند. در بخش دوم، شاخص‌های مورد مطالعه قرار گرفته در این آزمایشات، معرفی می‌شود. بخش سوم، تنظیمات پارامترها در آزمایشات را نشان می‌دهد. سپس در بخش چهارم، الگوریتم‌های مقایسه شده را نشان می‌دهد. در بخش یافته‌های تحقیق، نتایج آزمایشات نشان داده می‌شود و در بخش بحث و نتیجه‌گیری، بررسی الگوریتم‌های مقایسه و ارزیابی شده را نشان می‌دهد.

### توابع ارزیابی

روش پیشنهادی بر روی دو گروه از مسایل بهینه‌سازی چند هدفه، یعنی دب، تایل، لوماس (دی تی ال زد)<sup>۳۹</sup> و مجموعه تست گروه ماهی متحرک (دابلو اف جی)<sup>۴۰</sup> تست و پیاده‌سازی شده‌اند.

مجموعه تست گروه ماهی متحرک (دابلو اف جی)، شامل ۹ مساله می‌باشد [9] که در این تحقیق استفاده می‌شود.

همچنین، نمونه‌های تست اصلاح شده‌ی زد دی تی<sup>۴۱</sup> و دی تی ال زد<sup>۴۲</sup>، در ۱۰ تابع  $F_1$  تا  $F_{10}$ ، ایجاد شده‌اند [۱۰] که در روش الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه بر پایه مدل‌سازی معکوس، استفاده شده‌اند و اتصال بین متغیرهای تصمیم، با استفاده از معادله‌ی زیر می‌باشد:

$$\begin{cases} x_i \rightarrow \left(1 + \alpha \frac{i}{n}\right) x_i \\ x_i^2 \rightarrow x_i \frac{1}{1 + \beta \frac{i}{n}} \end{cases} \quad (4)$$

که در آن،  $i$ ، اندیس هر متغیر تصمیم است و  $\alpha$  و  $\beta$ ، پارامترهای کنترلی هستند که  $\alpha = 3$  و  $\beta = 5$  است و تعداد متغیرهای تصمیم برابر با  $n = 30$  است.

رویکرد حل مسئله یکی از اساسی‌ترین بخش‌های یک مقاله است که این مهم به این بخش اختصاص یافته است. با توجه به تعریف و مدل ریاضی مساله این مقاله، روش حلی که برای آن در نظر گرفته شده است، الگوریتم چندین هدفه تکاملی بردار مرجع هدایت شده<sup>۳۵</sup> می‌باشد که به منظور روش حل مساله پیشنهاد شده است.

طی سه دهه گذشته، تعداد زیادی الگوریتم تکاملی برای حل مسائل بهینه‌سازی چند هدفه ایجاد شده است. با این وجود، عدم وجود یک بستر نرم افزاری به روز و جامع برای پژوهشگران برای ارزیابی صحیح الگوریتم‌های موجود و برای استفاده پژوهشگران از الگوریتم‌های انتخاب شده، برای حل مسایل می‌تواند به عنوان یک چالش مطرح باشد. وقتی کد منبع بسیاری از الگوریتم‌های پیشنهادی در دسترس عموم قرار نگرفته باشد، به منظور عدم مواجهه با چنین چالشی، در این تحقیق، از یک سکوی<sup>۳۶</sup> در بستر نرم‌افزار متلب<sup>۳۷</sup> برای بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی، به نام پلت ای ام<sup>۳۸</sup>، استفاده شده است که شامل بیش از ۵۰ الگوریتم تکاملی چند هدفه و بیش از ۱۰۰ مسئله آزمون چند هدفه، همراه با چندین عملکرد پرکاربرد است. این سکو کاملاً متن باز است، به گونه‌ای که کاربران می‌توانند براساس آن، الگوریتم‌های جدیدی بسازند.

کد منبع platEMO، در آدرس [۸] قابل دسترسی است. این نرم‌افزار مبنای حل دقیق برای مدل پیشنهادی این مقاله است و هدف اعتبارسنجی مدل است. در بخش یافته‌های تحقیق، مدل پیشنهادی با روش دقیق و با استفاده از این نرم‌افزار اعتبارسنجی خواهد شد.

این تحقیق از نظر هدف توسعه‌ای می‌باشد، چون به دنبال یافتن روشی علمی مناسب برای حل یک مساله است. از نظر ماهیت داده‌ها آمیخته (کمی و کیفی) و از نظر روش گردآوری داده‌ها نیز توصیفی است. روش تحقیق در این مقاله بر اساس ماهیت و نحوه گردآوری داده‌های آن، توصیفی (موردی و زمینه‌ای) است. با رویکرد آمیخته (کمی و کیفی)

<sup>35</sup>Reference Vector guided Evolutionary Algorithm (RVEA)

<sup>36</sup> Platform

<sup>37</sup> Matlab

<sup>38</sup> PlatEMO

39 Deb K, Thiele L, Laumanns M, Zitzler E (DTLZ)

40 WFG

41 ZDT

42 DTLZ

## معیارهای ارزیابی

یک روش ساده برای ارزیابی کیفیت مجموعه‌ی راه‌حل‌ها، شاخص‌های کیفیت<sup>۴۳</sup> است. بطور کلی، شاخص‌های کیفیت به شش گروه زیر دسته‌بندی می‌شوند [11]: ۱- شاخص کیفیت برای همگرایی<sup>۴۴</sup> ۲- شاخص کیفیت برای انتشار<sup>۴۵</sup> ۳- شاخص کیفیت برای یکنواختی<sup>۴۶</sup> ۴- شاخص قدرتمندی<sup>۴۷</sup> ۵- شاخص کیفیت برای انتشار و یکنواختی ۶- شاخص کیفیت برای چهار بخش اول.

دو گروه همگرایی در شاخص‌های کیفیت وجود دارد:

۱- ارزیابی رابطه‌ی غلبگی پرتو<sup>۴۸</sup> بین راه‌حل‌ها یا مجموعه‌ها.

۲- ارزیابی فاصله‌ی یک مجموعه راه‌حل از پرتو نما.

شاخص فاصله نسلی<sup>۴۹</sup>، میانگین مربع فاصله اقلیدسی مجموعه‌ی راه‌حل‌ها، نسبت به نزدیک‌ترین نقطه در پرتو نما را اندازه‌گیری می‌کند [12]. کیفیت انتشار<sup>۵۰</sup>، مربوط به پوشش ناحیه یک راه حل است. تنوع خالص<sup>۵۱</sup>، عدم شباهت هر راه حل به بقیه‌ی راه حل‌ها را در یک مجموعه راه حل نشان می‌دهد [13]. شاخص کیفیت برای یکنواختی، توزیع یکنواختی یک مجموعه از راه حل‌ها را ارزیابی می‌کند و تغییرات فاصله بین راه حل‌ها را اندازه‌گیری می‌کند، همانند فاصله‌گذاری<sup>۵۲</sup> [14]. شاخص قدرتمندی، یک راه حل نامغلوب متفاوت را به مجموعه‌ی راه حل‌ها اضافه می‌کند تا باعث پیشرفت ارزیابی شود. شاخص کیفیت برای انتشار و یکنواختی، به هم نزدیک می‌باشند و می‌توانند با یکدیگر استفاده شوند تا تنوع مجموعه راه حل‌ها را نشان دهند و به دو گروه دسته‌بندی می‌شوند:

شاخص‌های بر مبنای فاصله

شاخص‌های بر پایه تقسیم نواحی<sup>۵۳</sup>

که یک ناحیه مخصوص را به تعداد زیادی سلول‌های هم‌اندازه پارتیشن بندی می‌کنند و سپس تعداد سلول‌هایی که دارای راه حل‌ها هستند را محاسبه می‌کنند. بعضی از آن‌ها، سلول‌ها را مانند توری‌هایی در نظر می‌گیرند که فضا را به تعداد زیادی فرا جعبه<sup>۵۴</sup> پارتیشن بندی می‌کنند، همانند اندازه‌گیری تنوع<sup>۵۵</sup> [15]. شاخص کیفیت برای تمام جنبه‌ها، همگرایی، انتشار، یکنواختی و اساسی را پوشش می‌دهد و به دو گروه دسته‌بندی می‌شوند:

شاخص کیفیت بر مبنای فاصله که فاصله پرتو نما نسبت به مجموعه راه حل‌های در نظر گرفته شده را اندازه‌گیری می‌کند، همانند فاصله نسلی معکوس<sup>۵۶</sup> [10, 16]. شاخص بر مبنای حجم<sup>۵۷</sup> که اندازه‌ی حجم را اندازه‌گیری می‌کند و به مجموعه راه حل‌های در نظر گرفته شده، اختصاص می‌یابد، همانند فرا حجم<sup>۵۸</sup> [17].

### شاخص‌های مورد مطالعه

در این تحقیق، شاخص فرا حجم، برای اندازه‌گیری راندمان نمونه‌های تست، به کار گرفته شده است و ۵۰۰ نقطه بصورت یکنواخت توزیع شده در هر نمونه، از پرتو نما، انتخاب می‌شود. جدول ۱ ارتباط بین معیارهای ارزیابی و گروه‌بندی آن‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۱ - ارتباط بین معیارهای ارزیابی و دسته‌بندی آن‌ها

معیارهای ارزیابی						دسته بندی
فاصله گذاری	تنوع خالص	فاصله نسلی	اندازه گیری تنوع	فاصله نسلی معکوس	فرا حجم	
		✓		✓	✓	همگرایی
	✓		✓	✓	✓	تنوع
					✓	قدرتمندی
✓			✓			یکنواختی

### تنظیمات پارامترها

برای تمام الگوریتم‌های مورد مقایسه، تنظیمات پارامتری یکسانی از مسایل، به کار گرفته می‌شود. اندازه‌ی جمعیت برای الگوریتم‌های پیشنهادی و مقایسه‌ای، برابر با ۱۰۰ می‌باشد و ۲۰ اجرای مستقل برای هر الگوریتم مقایسه‌ای بر روی هر یک

<sup>43</sup> Quality Indicators (QIs)

<sup>44</sup> convergence

<sup>45</sup> Spread

<sup>46</sup> Uniformity

<sup>47</sup> Cardinality

<sup>48</sup> Pareto dominance

<sup>49</sup> Generational Distance (GD)

<sup>50</sup> Spread quality

<sup>51</sup> Pure Diversity (PD)

<sup>52</sup> Spacing (SP)

<sup>53</sup> Region division-based indicators

<sup>54</sup> Hyper box

<sup>55</sup> Diversity Metric (DM)

<sup>56</sup> Inversed Generational Distance (IGD)

<sup>57</sup> Volume-based

<sup>58</sup> Hyper Volume (HV)

نشان داده شده است. از تست مجموع رتبه‌بندی ویلکسون، برای مقایسه نتایج بدست آمده، در یک سطح اهمیت ۰.۰۵ برای نمایش نتایج ارزیابی الگوریتم‌های آزمایش شده استفاده می‌شود. جدول ۲، نتایج آماری بر اساس معیار ارزیابی فرا حجم بر روی الگوریتم‌های پیشنهادی و مقایسه شده، بر روی نمونه‌های تست اصلاح شده‌ی زد دی تی<sup>۶۴</sup> و دی تی ال زد<sup>۶۵</sup> را نشان می‌دهد.

جدول ۲ - نتایج آماری بر اساس معیار ارزیابی فرا حجم بر روی الگوریتم‌های پیشنهادی و مقایسه شده بر روی نمونه‌های تست اصلاح شده‌ی زد دی تی و دی تی ال زد

Problem	RVEA	NSGA-III	IMMOEA_RF	CSEA
F1	<b>8.33E-01</b>	8.06E-01	7.39E-01	5.99E-01
F2	<b>6.84E-01</b>	5.95E-01	6.12E-01	3.33E-01
F3	6.93E-01	6.21E-01	<b>7.23E-01</b>	2.81E-01
F4	5.92E-01	7.21E-01	<b>6.55E-01</b>	3.73E-01
F5	<b>8.26E-01</b>	7.93E-01	7.11E-01	4.71E-01
F6	<b>8.72E-01</b>	8.36E-01	7.84E-01	4.56E-01
F7	5.16E-01	<b>5.78E-01</b>	4.91E-01	1.18E-01
F8	<b>6.54E-01</b>	6.08E-01	6.29E-01	1.63E-01
F9	<b>4.52E-01</b>	4.38E-01	4.12E-01	2.06E-01
+/-/=	7/2/0	6/3/0	9/0/0	

بر اساس نتایج جدول ۲، مشاهده می‌شود که این مساله بر روی الگوریتم چندین هدفه تکاملی بردار مرجع هدایت شده<sup>۶۶</sup>، در ۶ مورد نسبت به الگوریتم‌های مقایسه شده عملکرد بهتری دارد و در ۲ مورد عملکرد ضعیف‌تری نسبت به الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب-۳ دارد. همچنین الگوریتم تکاملی چند هدفه برپایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از روش اهمیت متغیر جنگل تصادفی در ۲ مورد نسبت به الگوریتم‌های مقایسه شده عملکرد بهتری دارد. الگوریتم مقایسه‌ای، الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب-۳ در ۶ مورد عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم تکاملی چند هدفه برپایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از روش اهمیت متغیر جنگل تصادفی دارد. الگوریتم

از نمونه‌های تست، انجام می‌شود. شرط پایان برای هر الگوریتم، حداکثر ۱۰۰۰۰۰ ارزیابی برازش<sup>۵۹</sup>، برای تمام نمونه‌های تست، در نظر گرفته می‌شود. تعداد بردارهای مرجع برابر با ۱۰ می‌باشد و اندازه‌ی مدل گروه‌بندی برابر با  $L = 3$  است.

تست مجموع رتبه‌بندی ویلکسون<sup>۶۰</sup>، برای مقایسه نتایج بدست آمده، در یک سطح اهمیت ۰.۰۵ از الگوریتم‌های آزمایش شده به کار می‌رود. همچنین مقدار p برابر با  $1.00E-6$  در نظر گرفته شده است. در جدول نتایج، نتایج آماری نشان داده می‌شود و برای هر الگوریتم، میانگین مقادیر و انحراف معیار، به ترتیب در دو سطح، نشان داده می‌شود. در تست مجموع رتبه‌بندی ویلکسون، برچسب + در جلوی نتایج، بدان معنا است که الگوریتم مقایسه شده بهتر از الگوریتم پیشنهادی است و برچسب - بدان معنا است که الگوریتم پیشنهادی از الگوریتم مقایسه شده بهتر است و برچسب ~، بدان معنا است که تفاوت آماری زیادی بین نتایج مقایسه شده و الگوریتم‌های پیشنهادی وجود ندارد و همچنین بهترین نتایج در هر نمونه آزمایش، با رنگ مشکی پر رنگ، مشخص شده است.

#### الگوریتم‌های مقایسه شده

اولین الگوریتم مقایسه‌ای، الگوریتم تکاملی چند هدفه برپایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از روش اهمیت متغیر جنگل تصادفی<sup>۶۱</sup> است [۱۸]. دومین الگوریتم مقایسه‌ای، الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب-۳<sup>۶۲</sup> است [۱۹] و سومین الگوریتم مقایسه‌ای، الگوریتم تکاملی به کمک جایگزینی بر پایه کلاس‌بندی<sup>۶۳</sup> است [۲۰]. قوی‌ترین الگوریتم‌های تکاملی به منظور مقایسه انتخاب شده‌اند.

#### یافته‌های تحقیق

در این بخش، نتایج آزمایشات نشان داده می‌شود. نتایج با الگوریتم‌های مقایسه شده، بر روی تابع‌های تست و با استفاده از معیارهای شاخص‌های ارزیابی بیان شده در بخش قبل، بر روی سکو پلت ای ام ارزیابی شده‌اند و در جدول ۲ و جدول ۳

<sup>59</sup> Fitness evaluation

<sup>60</sup> Wilcoxon rank sum test

<sup>61</sup> inverse model-based multi objective estimation of distribution algorithm using Random-Forest variable importance method

<sup>62</sup> Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-III)

<sup>63</sup> Classification based Surrogate-Assisted Evolutionary Algorithm (CSEA)

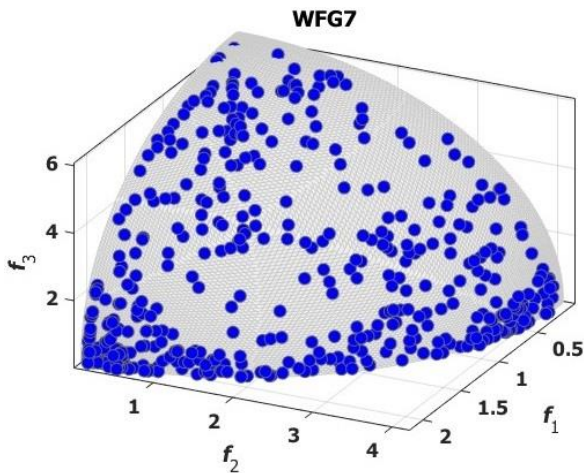
<sup>64</sup> ZDT

<sup>65</sup> DTLZ

<sup>66</sup> Reference Vector guided Evolutionary Algorithm (RVEA)



شده<sup>۶۸</sup>، در ۴ مورد نسبت به الگوریتم‌های مقایسه شده عملکرد بهتری دارد و در ۴ مورد عملکرد ضعیف‌تری نسبت به الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب-۳ دارد. همچنین الگوریتم تکاملی چند هدفه برپایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از روش اهمیت متغیر جنگل تصادفی در ۲ مورد نسبت به الگوریتم‌های مقایسه شده عملکرد بهتری دارد. الگوریتم مقایسه‌ای، الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب-۳ در ۴ مورد عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم تکاملی چند هدفه برپایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از روش اهمیت متغیر جنگل تصادفی دارد. الگوریتم تکاملی به کمک جایگزینی بر پایه کلاس‌بندی در ۱ مورد عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه شده دارد. با مقایسه نتایج این دو جدول، مشاهده می‌شود که الگوریتم چندین هدفه تکاملی بردار مرجع هدایت شده، در مجموع عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه شده دارد و بر طبق جدول ۸، نرخ همگرایی، تنوع و قدرتمندی این الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه شده بالاتر است. اشکال ۸ تا ۱۱ نمودار نتایج را بر روی توابع تست نشان می‌دهند. شکل ۸ نمودار منحنی نتایج فرا-حجم را بر روی نمونه تست گروه ماهی متحرک (دابلوی اف جی<sup>۶۹</sup>)، برای الگوریتم تکاملی چند هدفه برپایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از روش اهمیت متغیر جنگل تصادفی را نشان می‌دهد.



شکل ۸- نمودار منحنی نتایج فرا-حجم را بر روی نمونه تست گروه ماهی متحرک (دابلوی اف جی<sup>۷</sup>)، برای الگوریتم تکاملی چند هدفه با استفاده از روش اهمیت متغیر جنگل تصادفی.

تکاملی به کمک جایگزینی بر پایه کلاس‌بندی در بین الگوریتم‌های آزمایش شده، عملکرد ضعیف‌تری دارد.

جدول ۳، نتایج آماری بر اساس معیار ارزیابی فرا حجم بر روی الگوریتم‌های پیشنهادی و مقایسه شده، بر روی نمونه‌های مجموعه تست گروه ماهی متحرک (دابلوی اف جی<sup>۶۷</sup>) را نشان می‌دهد.

جدول ۳- نتایج آماری بر اساس معیار ارزیابی فرا حجم بر روی الگوریتم‌های پیشنهادی و مقایسه شده بر روی نمونه‌های مجموعه تست گروه ماهی متحرک (دابلوی اف جی)

Problem	RVEA	NSGA-III	IMMOEA_RF	CSEA
WFG1	2.12E+00	<b>2.89E+00</b>	2.48E+00	1.98E+01
WFG2	<b>5.01E+01</b>	4.97E+01	4.25E+01	4.82E+01
WFG3	<b>4.60E+00</b>	4.29E+00	3.97E+00	3.42E+00
WFG4	2.51E+01	2.45E+01	2.47E+01	<b>2.65E+01</b>
WFG5	2.67E+01	<b>2.98E+01</b>	1.60E+01	2.32E+01
WFG6	2.46E+01	<b>2.73E+01</b>	1.42E+01	2.12E+01
WFG7	<b>2.65E+01</b>	2.33E+01	1.78E+01	1.96E+01
WFG8	<b>2.13E+01</b>	2.06E+01	1.95E+01	2.33E+01
WFG9	2.41E+01	<b>2.95E+01</b>	1.57E+01	1.89E+01
	+/-/=	5/4/0	8/1/0	2/7/0

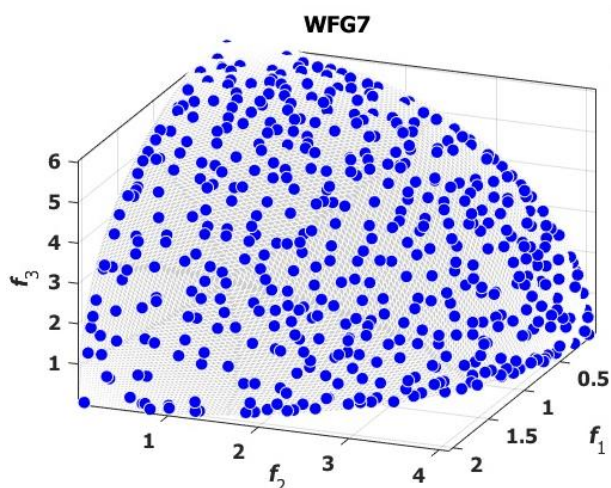
بر اساس نتایج جدول ۳، مشاهده می‌شود که این مساله بر روی الگوریتم چندین هدفه تکاملی بردار مرجع هدایت

<sup>68</sup>Reference Vector guided Evolutionary Algorithm (RVEA)

<sup>69</sup> Walking Fish Group (WFG)

<sup>67</sup> WFG

تکاملی چند هدفه بر پایه مدل سازی معکوس آزمایش معرفی شده، نشان می دهد.

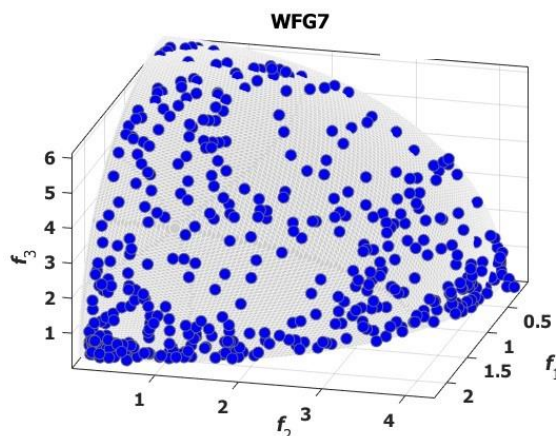


شکل ۱۱- نمودار منحنی نتایج فرا-حجم را بر روی نمونه تست گروه ماهی متحرک (دابلوی اف جی ۷)، برای الگوریتم چندین هدفه تکاملی بردار مرجع هدایت شده.

#### نتیجه گیری

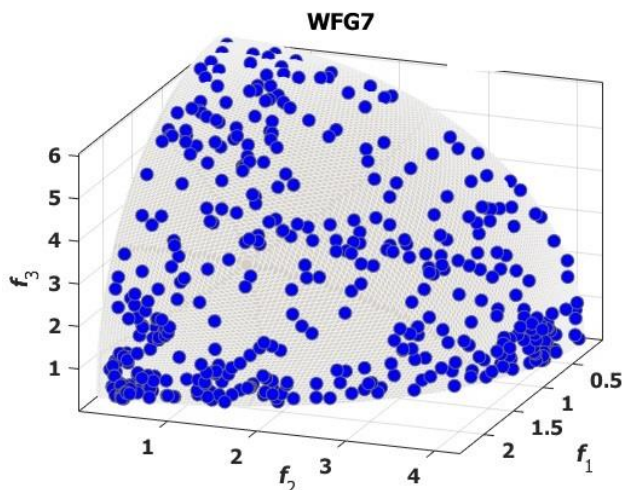
در این مقاله یک مدل مفهومی برای یافتن مسئله برنامه ریزی مسیر پهباد چند منظوره در نظر گرفته شد و الگوریتم بهینه سازی چندین هدفه تکاملی بردار مرجع هدایت شده، برای یک مسئله برنامه ریزی مسیر پهباد با اهداف متعدد، ارائه شده است. الگوریتم ارائه شده از الگوریتم های بهینه سازی چندین هدفه تکاملی می باشد که اولین بار برای حل این گروه از مسایل (برنامه ریزی مسیر بهینه پهباد) مورد استفاده قرار گرفت است. به کارگیری این الگوریتم، در مقایسه با الگوریتم های چند هدفه تکاملی، موجب افزایش نرخ همگرایی، تنوع و قدرتمندی مساله شده است. روش پیشنهادی با سایر الگوریتم های تکاملی چند هدفه و چندین هدفه تکاملی که اخیر ارائه شده اند، مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفته شد و نتایج بدست آمده بر مبنای معیار ارزیابی فرا حجم می باشد که تمام دسته بندی های لازم (همگرایی، تنوع و قدرتمندی) را پوشش می دهد که نشان دهنده پیچیدگی محاسباتی بهینه در نتایج، از لحاظ کمی می باشد. همچنین روش پیشنهادی و الگوریتم های مقایسه ای، بر روی دو گروه از مسایل بهینه سازی، یعنی دب، تایل، لوماس (دی تی ال زد) و مجموعه تست گروه ماهی متحرک (دابلوی

شکل ۹ نمودار منحنی نتایج فرا-حجم را بر روی نمونه تست گروه ماهی متحرک (دابلوی اف جی ۷)، برای الگوریتم تکاملی به کمک جایگزینی بر پایه کلاس بندی را نشان می دهد.



شکل ۹- نمودار منحنی نتایج فرا-حجم را بر روی نمونه تست گروه ماهی متحرک (دابلوی اف جی ۷)، برای الگوریتم تکاملی به کمک جایگزینی بر پایه کلاس بندی.

شکل ۱۰ نمودار منحنی نتایج فرا-حجم را بر روی نمونه تست گروه ماهی متحرک (دابلوی اف جی ۷)، برای الگوریتم ژنتیک مرتب سازی نامغلوب-۳ را نشان می دهد.



شکل ۱۰- نمودار منحنی نتایج فرا-حجم را بر روی نمونه تست گروه ماهی متحرک (دابلوی اف جی ۷)، برای الگوریتم ژنتیک مرتب سازی نامغلوب-۳.

شکل ۱۱ نمودار منحنی نتایج فرا-حجم را بر روی نمونه تست گروه ماهی متحرک (دابلوی اف جی ۷)، برای الگوریتم

optimization," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 20, no. 5, pp. 773-791, 2016.

- [۸] Y. Tian, R. Cheng, X. Zhang, and Y. Jin, "PlatEMO: A MATLAB platform for evolutionary multi-objective optimization [educational forum]," *IEEE Computational Intelligence Magazine*, vol. 12, no. 4, pp. 73-87, 2017.
- [۹] S. Huband, P. Hingston, L. Barone, and L. While, "A review of multiobjective test problems and a scalable test problem toolkit," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 10, no. 5, pp. 477-506, 2006.
- [۱۰] Q. Zhang, A. Zhou, and Y. Jin, "RM-MEDA: A regularity model-based multiobjective estimation of distribution algorithm," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 12, no. 1, pp. 41-63, 2008.
- [۱۱] M. Li and X. Yao, "Quality Evaluation of Solution Sets in Multiobjective Optimisation: A Survey".
- [۱۲] D. A. Van Veldhuizen and G. B. Lamont, "Evolutionary computation and convergence to a pareto front," in *Late breaking papers at the genetic programming 1998 conference*, 1998, pp. 221-228.
- [۱۳] H. Wang, Y. Jin, and X. Yao, "Diversity assessment in many-objective optimization," *IEEE transactions on cybernetics*, vol. ۴۷, no. 6, pp. 1510-1522, 2017.
- [۱۴] J. R. Schott, "Fault Tolerant Design Using Single and Multicriteria Genetic Algorithm Optimization," AIR FORCE INST OF TECH WRIGHT-PATTERSON AFB OH1995.
- [۱۵] A. Goli, H. K. Zare, R. Tavakkoli-Moghaddam, and A. Sadegheih, "Multiobjective fuzzy mathematical model for a financially constrained closed-loop supply chain with labor employment," *Computational Intelligence*, 2019.
- [۱۶] A. Zhou, Q. Zhang, Y. Jin, E. Tsang, and T. Okabe, "A model-based evolutionary algorithm for bi-objective optimization," in *Evolutionary Computation*, 2005. The

اف جی) <sup>۷۱</sup> تست و پیاده‌سازی شده‌اند. با مقایسه نتایج ارائه شده در بخش یافته‌های تحقیق، مشاهده می‌شود که الگوریتم چندین هدفه تکاملی بردار مرجع هدایت شده، در مجموع عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه شده دارد و نرخ همگرایی، تنوع و قدرتمندی این الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه شده بالاتر است.

#### منابع و مراجع

- [۱] S. Sabino, N. Horta, and A. Grilo, "Centralized unmanned aerial vehicle mesh network placement scheme: A multi-objective evolutionary algorithm approach," *Sensors*, vol. 18, no. 12, p. 4387, 2018.
- [۲] C. Ramirez-Atencia and D. Camacho, "Constrained multi-objective optimization for multi-UAV planning," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, vol. 10, no. 6, pp. 2467-2484, 2019.
- [۳] P. Champasak, N. Panagant, N. Pholdee, S. Bureerat, and A. R. Yildiz, "Self-adaptive many-objective meta-heuristic based on decomposition for many-objective conceptual design of a fixed wing unmanned aerial vehicle," *Aerospace Science and Technology*, vol. 100, p. 105783, 2020.
- [۴] X. Zhen, Z. Enze, and C. Qingwei, "Rotary unmanned aerial vehicles path planning in rough terrain based on multi-objective particle swarm optimization," *Journal of Systems Engineering and Electronics*, vol. 31, no. 1, pp. 130-141, 2020.
- [۵] X. Yu, C. Li, and G. G. Yen, "A knee-guided differential evolution algorithm for unmanned aerial vehicle path planning in disaster management," *Applied Soft Computing*, vol. 98, p. 106857, 2021.
- [۶] B. Li, J. Li, K. Tang, and X. Yao, "Many-objective evolutionary algorithms: A survey," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 48, no. 1, pp. 1-35, 2015.
- [۷] R. Cheng, Y. Jin, M. Olhofer, and B. Sendhoff, "A reference vector guided evolutionary algorithm for many-objective

2005 *IEEE Congress on*, 2005, vol. 3, pp. 2568-2575: IEEE.

- [۱۷] K. Deb, *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*. John Wiley & Sons, 2001.
- [۱۸] P. Gholamnezhad, A. Broumandnia, and V. Seydi, "An inverse model-based multiobjective estimation of distribution algorithm using Random-Forest variable importance methods," *Computational Intelligence*, 2020.
- [۱۹] W. Mkaouer *et al.*, "Many-objective software modularization using NSGA-III," *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology (TOSEM)*, vol. 24, no. 3, pp. 1-45, 2015.
- [۲۰] L. Pan, C. He, Y. Tian, H. Wang, X. Zhang, and Y. Jin, "A classification-based surrogate-assisted evolutionary algorithm for expensive many-objective optimization," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 23, no. 1, pp. 74-88, 2018.