الگوریتم جدید مسیریابی اجسام پرنده بدون سرنشین در پرواز تعقیب عوارض زمین

امیر بادکوبه[۱]،محمد فرخی[۱و۲]
۱- دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران
۲- قطب علمی اتوماسیون و بهره‌برداری از سیستم‌های قدرت، دانشگاه علم و صنعت ایران

چکیده:
در این مقاله، روش جستجوی مستقیم مش تطبیقی برای حل مسئله مسیر یابی بهینه ناوبری خودکار اجسام پرنده بدون سرنشین بکار گرفته خواهد شد. بدین منظور، تابع هزینه چند منظوره، شامل یک سری جملات متناقض تحت قیود پروازی غیر خطی مختلف جسم پرنده در نظر گرفته می‌شود. بعلاوه، مسئله اجتناب از برخورد با عوارض در این مقاله بصورت یک جمله ابتکاری در قیود مسئله گنجانده شده است، برخلاف روش‌های موجود که اجتناب از مانع را بصورت یک الگوریتم جداگانه در نظر می‌گیرند. عموماً، مسئله مسیر یابی در عوارض جغرافیایی واقعی به صورت یک مسئله large-scale مطرح می گردد. که در اینجا، با قرار دادن تابع هزینه مساوی با بی نهایت برای نقاطی که قیود را نقض می کنند عملاً فضای جستجو به فضای مطلوب تقلیل یافته است. همانگونه که در نتایج نشان داده خواهد شد تست برنامه تحت سناریوها و عوارض واقعی مختلف بخوبی کارایی این روش را در هدایت جسم پرنده از آغاز تا مقصد بصورت موثر و در زمان مناسب به اثبات می رساند وهمچنین نتایج با الگوریتم ژنتیک مقایسه شده‌اند.

واژه های کلیدی: *مسیریابی بهینه اجسام پرنده- الگوریتم جستجوی تطبیقی مش- پرواز تعقیب عوارض و اجتناب از عوارض- بهینه‌سازی غیرخطی- بهینه‌سازی مقاوم*

مقدمه

مسئله هدایت و کنترل به‌کمک تعقیب عوارض زمین یکی از زمینه‌های مورد علاقه تحقیقاتی در رابطه با روش‌های ناوبری و کمک ناوبری در دو دهه اخیر بوده است. در اولین گام، برای این مسأله بایستی مسیر حرکت چسم پرنده طراحی‌گردد. این مسیر بایستی مسیری بهینه یا نزدیک به بهینه باشد. علاوه بر آن، بایستی محدودیت‌های عملیاتی نیز درنظر گرفته شود. برای این منظور، تعدادی نقطه بین مبدأ و مقصد بایستی تعیین شوند که اصطلاحاً نقاط میان راهی[۱] (WP) نامیده می‌شوند[۱]. پس از آن، مسیری بین این نقاط برای حرکت جسم پرنده تعیین می‌گردد. بنابراین، حل مسئله مسیریابی عبارت است از رسیدن به منحنی در فضا، به‌طوری‌که با دنبال نمودن آن قابلیت بقا و امکان انجام ماموریت جسم پرنده، بیشینه و یک سری از محدودیت‌های جسم پرنده مانند سوخت، طول مسیر، کمینه گردد. از این جهت، مسئله مسیریابی به‌عنوان یک مسئله بهینه‌سازی چند منظوره (Multi Objective) مطرح می‌گردد[۲]، که در آن باید مصالحه‌ای بین جملات متناقض تابع هزینه انجام گیرد.

هدف این مقاله، یافتن نقاط میان‌راهی با استفاده از تعمیم الگوریتم بهینه‌سازی جدیدی از حوزه نظری به حیطه مهندسی به نام جستجوی مستقیم مش تطبیقی[2](MADS) می‌باشد. در این مقاله، از ارائه آنالیز همگرایی روش خوداری شده- خواننده به مرجع [۳و۴] ارجاع داده می‌شود- و صرفاً به ارائه خلاصه روش اکتفا گردیده است.

طرح مسئله مسیریابی در اجسام پرنده بدون سرنشین

تولید مسیر حرکت بهینه و یا نزدیک به بهینه بین نقطه شروع و هدف در یک محیط از پیش تعیین شده و یا ناشناخته با توجه به یک سری محدودیتها و خواستهای عملیاتی می‌باشد. مسئله مسیریابی درکاربرد مختلف از جمله رباتیک، هدایت و ناوبری هواپیما، کشتی و سیستم های حمل و نقل هوشمند بسیار پرکاربرد می باشد. در این مقاله توجه اصلی بر مسئله مسیریابی برای اجسام پرنده بدون سرنشین (UAV) متمرکز می‌باشد.بطور کلی می‌توان در مقایسه با سایر کاربردها خصوصیات متمایز کننده زیر را در مورد اجسام پرنده بدون سرنشین بر شمرد:

۱- Stealth (حرکت مخفیانه): که امروزه از جمله ویژگی‌های بسیار مهم اجسام پرنده به حساب می‌آید. عموماً، اجسام پرنده، نیاز به انجام ماموریت در محیط‌های پرخطر دارند. به همین دلیل کاهش احتمال خطر شناسایی بسیار مهم می‌باشد. این امر به دو طریق انجام پذیر است: ۱) جذب و یا بازتاب پرتوهای راداری تا حد امکان در خلاف جهت سایت راداری، ۲) پرواز در ارتفاع پایین برای اجتناب از تشخیص توسط رادار و پنهان‌شدن در پوشش عوارض زمین.

۲- امکان‌پذیری فیزیکی: امکان‌پذیری فیزیکی مسیر با توجه به محدودیت‌های فیزیکی جسم پرنده شامل دو محدودیت زیر می‌باشد:

- ماکزیمم طول مسیر: که می‌تواند معیاری برای زمان سپری‌شده بین نقطه شروع تا هدف باشد. این پارامتر بستگی به برد و مقدار سوخت جسم پرنده دارد.

[1] Way Point
[2] Mesh Adaptive Direct Search

- حداقل و حداکثر گام مسیر: با توجه به فاصله بین دو نقطه میانی، سیستم ناوبری باید جسم پرنده را در خط مستقیم بین دو نقطه هدایت نماید. با توجه به خطای ناوبری، فرکانس کاری و دیگر محدودیت‌های جسم پرنده یک حداقل و حداکثر برای فاصله بین دو نقطه میانی متوالی تعیین باید گردد.

۳- کارایی عملیات: در هر پرواز با توجه کاربرد مورد نظر، مانورهای ویژه‌ای درنظر گرفته می‌شود که محدودیت‌های جسم پرنده برای انجام این مانورها باید دیده شود از جمله:

- حداکثر زاویه چرخش: این محدودیت به جسم پرنده اجازه چرخش در زاویه‌ای کمتر از مقداری از پیش تعیین‌شده را می‌دهد. این پارامتر برطبق روابط دینامیکی جسم پرنده قابل محاسبه است.
- ماکزیمم زاویه فراز/فرود: این محدودیت نیز مانند محدودیت قبل ولی بر کانال pitch اعمال می‌گردد.
- حداقل ارتفاع پرواز: برای کاهش احتمال شناسایی توسط رادار دشمن، جسم باید در ارتفاعی پایین‌تر از محدوده رادار حرکت نماید تا بتواند اثر پوشش عوارض زمین را به حداکثر برساند.
- حرکت به سمت هدف با زاویه از پیش تعیین شده: در برخی مواقع بردار حرکت جسم پرنده در فاز نهایی، مستقل از الگوریتم مسیریابی است که به دلیل برخی از ملاحظات عملیاتی از قبل مشخص می‌گردد.

۴- اجتناب از مانع بین دو نقطه میانی: در مراجع تکنیک های مختلفی برای اجتناب از موانع در نظر گرفته شده است. عموماً این تکنیک‌ها شامل افزودن WP به مسیر در نقاط برخورد با مانع و یا با جابجا کردن خط اتصال بین دو Wp این امر صورت می‌پذیرد، که بطور کلی می‌توان آنها را در غالب دو تکنیک عمده گذر از روی موانع(Go Over) و دور زدن موانع (Go Around) دسته بندی نمود[۶و۷]. که هر کدام با توجه به ملزومات پروازی به مانند حداکثر اختفا، حداقل سوخت مصرفی و یا حداقل زمان پرواز از یکی و یا ترکیبی از هر دو استفاده نموده اند.

- بیشترین سوخت در Wpمصرف می‌گردد که جسم پرنده مجبور به تغییر وضعیت می باشد. بهمین دلیل Wpهای کمتر معادل مصرف سوخت کمتر می‌باشد. در این تحقیق با دیدگاهی متفاوت اجتناب از مانع به عنوان یک جمله ابتکاری در قیود مسئله در نظر گرفته شده است. بطوریکه در این قید چندین نقطه تست بین هر دو Wp در نظر گرفته شده و ارتفاع آنها با ارتفاع سطح زمین متناظر پرواز مقایسه میگردد اگر ارتفاع کمتر بود قید نقض شده و مسیر به عنوان مسیر نامطلوب رها می گردد.

۵- قابلیت پیاده‌سازی بی‌درنگ: عموماً سعی می‌شود تا حد امکان با بهینه نمودن زمان اجرای الگوریتم آن را برای اجرای بی‌درنگ طراحی‌نمود. این امر، امکان واردنمودن خطرهای پیش‌بینی نشده در حین ماموریت را امکان پذیر می‌نماید.

عموماً برای جسم پرنده، بازه سرعت $v \in [v_{\min} v_{\max}]$ در نظر گرفته می‌شود و جسم پرنده مجاز به پرواز با سرعت ثابت در هر تکه از مسیر با سرعتی در بازه فوق می‌باشد.
در مسئله مسیریابی نیز بمانند تمام مسایل بهینه‌سازی، حل مسئله همراه با طرح تابع هزینه به‌همراه یک سری قیود حاصل می‌شود.

روش جستجوی مستقیم مش تصبیقی

در این بخش الگوریتم بهینه سازی توابع غیر خطی ویا بطور کلی تر توابع غیر هموار (non-smooth) به نام (MADS) Mesh Adaptive Direct Search ارائه گردیده است. هدف در این الگوریتم مینیمم سازی تابع ناهموار $f : IR^n \to IR^n + \{+\infty\}$ تحت قیود عمومی بصورت $\{y\ (x); x \in \Omega \in f\} \subseteq IR$ که در آن Ω زیر فضای مطلوب ،فضای کلی جستجو می باشد.الگوریتم با انتخاب نقطه شروع تکرار $x_0 \in \Omega$ آغاز می شود وMADS سعی می کند مقدار می نیمم تابع هدف f را بر روی فضای Ω با محاسبه f بر روی نقاط تست بدست آورد. Ω یا فضای مطلوب توسط یک سری قیود عمومی C مشخص می گردد. در این روش برای یافتن مقدار می نیمم f نیازی به محاسبه ویا تقریب مشتقات f نمی باشد. در کاربردهای مهندسی به علت وجود نویز ودر نظر گرفتن ماهیت واقعی سیستم عموماً فرض خوش رفتاری ومشتق پذیری برای توابع هدف بسیار غیر متحمل و دور از واقع می باشد. علاوه بر این

در مواقعی که چندین می نیمم محلی وجود دارد نیز این امر می تواند بسیار مفید واقع شود. MADS یک الگوریتم تکراری می باشد ودر هر مرحله تکرار (هر مرحله تکرار با k مشخص می شود) تعداد محدودی نقطه تست تولید ومقدار تابع هزینه در آن نقاط با بهترین مقدار فعلی تابع هزینه، که در مرحله قبل به عنوان جواب بهینه انتخاب شده است، مقایسه می گردد. بهترین مقدار مطلوب تابع هزینه به این ترتیب از این مقایسه در هر مرحله بدست می آید.

هر مرحله تکرار k از الگوریتم MADS شامل دو بخش: جستجو و سرشماری می باشد، بطوریکه مقدار تابع f در نقاط تست خاصی محاسبه می‌شود، هر کدام از این نقاط تست در مش فعلی قرار می گیرند، مش در هر تکرار با توجه به مجموعه ثابت جهتهای $D \subset R^n$ که با پارامتر سایر مش $\Delta_k^m \in R_T$ مقیاس می شود،تشکیل می گردد. در انتخاب مجموعه D تنها دو شرط محدود کننده وجود دارد. شرط اول،D باید یک مجموعه اسپن مثبت از فضا باشد ،یعنی ترکیب خطی نامنفی اعضای آن باید فضای R^n را اسپین نماید. دوم،مجموعه D باید یک ماتریس حقیقی $n \times n_D$ و به صورت GZ قابل نمایش باشد. که درآن G یک ماتریس ثابت ناویژه $G \in \mathbb{R}^{n \times n_D}$ وستونهای $\overline{Z}$ یعنی $\overline{z}_j$ بردارهای صحیح $\overline{z}_j \in \mathbf{Z}^n$ هستند پس $(j = 1,...n_D) d_j \in D$ ،که d_j ستونهای ماتریس D هستند،به فرم ($G \in \mathbb{R}^{n \times n_D}, \overline{z}_j \in \overline{Z}^n$ برای G ثابت ناویژه) قابل نمایش است[۳]. تا اینجا انتخاب پایه D کاملاً مشابه مفاهیم GSPدر مرجع [۴] می باشد. در زیر مش جاری طبق [۳] بطوریکه تمام نقاط مراحل قبل را در نظر بگیرد تعریف شده است

تعریف۱: در هر مرحله تکرارk، مش جاری به صورت مجموعه زیر قابل تعریف می باشد:

$$M_k = \bigcup_{x \in S_k} \{x + \Delta_k^m Dz \ : \ z \in \mathbb{N}^{n_D}\} \qquad (۱)$$

که در آن S_k مجموعه نقاط محاسبه شده تابع f ازابتدای مرحله تکرار k و S_0 مجموعه محدودی از نقاط مطلوب در فضا می‌باشد می باشد.،z نیز یک بردار صحیح است.

این تعریف باعث می گردد تمام نقاط قبل در مش قرار گیرند ونقاط تست جدید می توانند در اطراف نقاط قبل انتخاب شوند.

این مش یک مفهوم مجازی می باشد ودر عمل هیچگاه به طور واقعی تشکیل نمی گردد. یعنی در عمل می توان اطمینان حاصل کرد که استراتژی انتخاب نقاط تست به طوریست که تمام آنها متعلق به چنین مشی می باشند. هدف از تکرار، بدست آوردن نقاط بر روی مش با مقادیر تابع هدف کمتر نسبت به مقدار بهینه فعلی تابع هدف $f_\Omega(\hat{x}_k)$ می باشد. چنین نقاط تستی، نقاط بهبود مش وتکرار، تکرار موفق نامیده میشود .

برای محاسبه مقدار f در هر نقطه تست، تابع نامنفی ثانویه هدف h را بصورت زیر تعریف می کنیم:

$$h(x) = \sum_j \max(0, \|C_j(x)\|) \qquad (2)$$

که در آن همانگونه که عنوان شد C قیود می باشند، $h=0$ اگر و تنها اگر قیود نقض نشوند. برای h الویت مینیمم سازی بالا تری نسبت به f در نظر می گیریم. مراحل الگوریتم به صورت زیر می باشد:

ابتدا نقطه با توجه به قیود تعریف کننده Ω تست می شود اگر نقطه قیود را نقض می کرد یعنی $x \notin \Omega$ آنگاه $f_\Omega = +\infty$ ودر غیر اینصورت مقدار f محاسبه و $f_\Omega = f(x)$ برای $x \in \Omega$ قرار داده می شود. این تعریف هر چند خیلی سر راست به نظر می رسد ولی علاوه بر کم کردن محاسبات در آنالیز همگرایی برای تعمیم نتایج از GPS بدون قید به حالت MADS با قیود عمومی بسیار ضروری می باشد.

مرحله تکرار در MADS به دو قسمت تقسیم می شود. مرحله اول، مرحله جستجو در این مرحله مقدار تابع f_Ω در نقاط محدود مش محاسبه می شود.

هر گاه در مرحله جستجو نتوان نقطه بهبود مش را پیدا نمود. مرحله دوم یعنی مرحله سرشماری (poll step) فراخوانی می-شود، قبل از اینکه مرحله تکرار k خاتمه یابد. این قسمت مهمترین تفاوت MADS و GPS می باشد.

مجموعه نقاط تستی که در سرشماری در نظر گرفته می شوند فریم (frame) نامیده می شوند. فریم حول $\hat{x}_k$ (جواب بدست آمده از مرحله جستجو که مرکز فریم نامیده می شود) وبا پارامتر های سایز سرشماری وفریم $\Delta_k^{\bar{p}}$ وماتریس اسپن مثبت D_k بصورت زیر تشکیل می شود.

$$\Delta_{k+1} = \begin{cases} \Delta_k / 4 & \text{if } x \text{ is the minimal frame center} \\ 4\Delta_k & \text{if } \textit{an improved mesh point is found} \\ \Delta_k & \text{otherwise} \end{cases} \qquad (3)$$

تعریف ۲: در مرحله تکرارk، فریم MADSبصورت مجموعه زیر تعریف می شود:

$$P_k = \{x_k \pm \Delta_k^m d \ : \ d \in D_k\} \subseteq M_k \qquad (4)$$

(l بعد فضای بهینه سازی می باشد) که در آن D_k به صورت $D_k = \{d_1, ..., d_l\}$ یک پایه در $\mathbb{Z}^l$ انتخاب می شود.

انتخاب پایه به صورت مجموعه بالا چگالترین مجموعه برای همگرایی الگوریتم نمی باشد ولی تضمین یک پایه چگال را در فضا برای همگرایی به ما می دهد. برای تضمین همگرایی، شعاع فریم های موفق باید به صفر میل نماید، با سرعتی کمتر از سرعت

صفر شدن پارامتر سایز مش. پس با انتخاب پارامتر سایز فریم به صورت زیر عملاً همگرایی روش نیز تضمین می گردد:

$$\Delta_k^p = n\sqrt{\Delta_k^M} \geq \Delta_k^M \quad (5)$$

هنگامیکه مرحله سرشماری نمی تواند نقطه مش بهبود یافته ای ایجاد نماید فریم حاصل فریم مینیمال ومرکز آن x_k مرکز فریم مینیمال نامیده می شود. در مرحله k، از قاعده زیر برای به روز سازی پارامتر سایز مش استفاده شده است.

تابع هزینه و محدودیت‌های پروازی

مهمترین بخش در مسایل بهینه‌سازی، تعریف تابع هزینه جامع و مانع می‌باشد که تمام خواسته‌های مسئله را بخوبی پوشش دهد. در اینجا، تابع هزینه بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$C = \sum_{i=1}^{n} w_{1i} l_i^2 + w_{2i} h_i^2 + w_{3i} f_{TA} \quad (6)$$

که در آن l_i طول i امین تکه از مسیر است. این جمله، باعث کاهش فاصله بین دو نقطه میانی و همین‌طور بهینه‌نمودن کل مسیر می‌گردد. h_i ارتفاع پرواز در iامین تکه از مسیر که باعث کاهش ارتفاع و تغییرات آن در طول مسیر می‌گردد. f_{TA} باعث اجتناب از سایت‌های خطر از پیش تعیین‌شده می‌گردد که به‌صورت زیر تعریف می‌شود[۵]:

$$f_{TA} = \sum_{j=1}^{N_{Site}} \frac{1}{R_j^4} \quad (7)$$

به‌طوری‌که k_j وزن jامین تهدید و R_{sj} فاصله مورب جسم پرنده تا تهدید jام می‌باشد. وزن‌دهی هر یک از جملات در تابع هزینه توسط w_1, w_2, w_3 انجام می‌پذیرد[۶].

محدودیت‌های حین پرواز عبارتند از:

۱- حداکثر/حداقل گام پرواز: کمترین و بیشترین فاصله بین دو نقطه میانی متوالی به ترتیب l و L در نظر گرفته شده است.
۲- حداکثر طول مسیر
۳- بیشترین ارتفاع مجاز پرواز
۴- ماکزیمم زاویه چرخش
۵- ماکزیمم زاویه فراز/فرود
۶- اجتناب از برخورد بین دو WP

نتایج شبیه‌سازی

هدف در این قسمت مینیمم سازی تابع هزینه (6) تحت قیود فوق می باشد. الگوریتم MADS همانگونه که در نتایج نشان داده شده است تحت قیود و سناریوهای مختلف تست شده است هم بر روی عوارض شبیه سازی شده و هم عوارض واقعی. بمنظور مقایسه نتایج با الگوریتم ژنتیک عوارض شبیه سازی، همانند مرجع [۲] انتخاب شده و پارامترهای GA نیز همانند این مرجع در نظر گرفته شده است. همانگونه که از شکلهای ۱و۲و۳و۴ برمی آید و در مرجع [۲] نیز ذکر گردیده، این الگوریتم برای طول کرومزم ۱۸-۱۲ (حدود ۴-۶ نقطه میانی) رفتار همگرایی مناسب و زمان معقولی دارد ولی برای نقاط میانی بیشتر و فضای جستجو با ابعاد بزرگتر زمان اجرا بسیار زیاد و گاهاً روش به نقاط مطلوبی همگرا نمی شود. مهمتر از همه الگوریتم ژنتیک نسبت به تغییر پارامترها بسیار حساس است. بطوریکه با تغییر پارامترهایی نظیر نوع و احتمال جهش ، تولیدمثل و جمعیت اولیه وخصوصاً ضریب لاگرانژ اعمالی بر قیود غیر خطی مسئله و نرخ تغییر آن حتی به میزان کم الگوریتم واگرا و یا زمان همگرایی و جوابها بکلی فرق کرده. در روشMADS ارائه شده بعلت آنکه پارامترهای آن بصورت تطبیقی تغییر می‌کند، بسیار در مقایسه با روش‌های مشابه نسبت به تغییر پارامترها مقاوم می‌باشد. به علت استفاده از روش barrier دیگر نیازی به تنظیم ضرائب لاگرانژ در این روش نمی‌باشد که این امر در شکل‌ها ۴و۵ بخوبی نشان داده شده است بطوریکه با تغییر ابعاد و شکل عوارض الگوریتم ژنتیک همانگونه که در شکل ۴ نشان داده شده است واگرا می‌گردد ولی در شکل ۵، الگوریتم MADS بخوبی و بدون تغییر پارامترها به جواب مطلوب همگرا شده است و برای مسائل با ابعاد وسیع (large-scale) بسیار رفتار مناسبی داشته بطوریکه شکل ۱و۲ نشان داده شده، الگوریتم ژنتیک سریعتر از MADS همگرا شده ودر شکلهای ۵و۶ با بزرگ شدن ابعاد مسئله MADS همچنان در زمان معقولی رفتار همگرا شونده خود را دارا می باشد ولی الگوریتم ژنتیک دیگر ناکارآمد به نظر می‌رسد مگر با تغییر دوباره پارامترها بتوان رفتار همگرا شونده آنرا اصلاح نمود.

تمامی برنامه های در محیط MATLAB نوشته واجرا شده اند به همین دلیل زمان اجرای ارائه شده فقط برای مقایسه می باشد و به علت نوع تخصیص حافظه کامپایل MATLAB محاسبات بسیار سنگین انجام می پذیرد. برای اجرا بلادرنگ برنامه ها باید در محیط برنامه نویسی real-time مانند C و ... اجرا شوند.

نتیجه‌گیری

در این مقاله روش جستجوی مستقیم مش تطبیقی برای اولین بار در حل مسئله مسیریابی بکار رفته است، و نتایج حاصل از شبیه-سازی بخوبی توانایی همگرایی روش ارائه شده و قابلیت حل مسئله مسیریابی در فضای ۳بعدی را نشان می‌دهد. از دیگر مزایای این روش می‌توان عدم وابستگی آن به کلاس خاصی ازتوابع را نام برد، بنابراین این روش قادر به بررسی و وارد نمودن جملات غیر خطی و با هر درجه از ناپیوستگی در مسئله می‌باشد. همچنین همانگونه مه در نتایج نشان داده شد، این روش بسیار نیبت به روشهای بهینه سازی معمول مانند الگوریتمهای ژنتیک مقاوم‌تر می‌باشد.

ضمیمه۱

الگوریتم جستجوی مستقیم مش تطبیقی:

مرحله صفر: [شروع] برای S0 داده شده ،

$$v \in \mathbb{R}_+ \bigcup \{\infty\} \quad ,\Delta_0 > 0, \quad x_0 \in \{ f(x) : x \in S_0 \}$$

شمارنده مراحل $k=0$ قرار داده شود وبه مرحله یک برو (که در آن S_k مجموعه نقاط محاسبه شده تابع f ازابتدای مرحله تکرار k، می باشد.)

مرحله یک :[مرحله جستجو]: مجموعه L را $L = \{q^1, q^2, ..., q^m\}$ قرار بده بطوریکه: $1 \le i < j \le m, \quad f_\Omega(q^i) \le f_\Omega(q^j) \le f_\Omega(x_k)$

- اگر چنین i_0 وجود نداشت به مرحله ۲ برو
- در غیر اینصورت ،مرحله تکرار k را موفق اعلام کن و $x_{k+1} = q^{i_0}$ قرار بده وبه مرحله ۳ برو

مرحله ۲ [مرحله سرشماری]: فریم P_k را به مانند رابطه (۱) تشکیل بده با پایه‌های $\{x^1, ... x^{2l}\}$ ونقاط را بصورت $f_\Omega(q^1) < f_\Omega(q^j)$ برای $1 \le i < j \le 2l$ مرتب کن

i_0 را کوچکترین مقدار $i \in \{1, ...2l\}$ قرار بده بطوریکه $f_\Omega(q^i) < f_\Omega(x_k)$ اگر چنین i_0 وجود نداشت تکرار k را ناموفق اعلام کن وبه مرحله ۳ برو

مرحله ۳ [به روز رسانی پارامترها]: اگر تکرار K ناموفق اعلام شده بود x_k مرکز فریم مینیمال اعلام کن و x_{k+1} را نقطه بهبود مش اعلام کن.

مقدار Δ_{k+1} را مطابق (۲) به روز کن وافزایش بده $k+1 \to k$ وبه مرحله یک برو .

روابط مورد استفاده در ضمیمه:

$$P_k = \{x_k \pm \Delta_k^m d \ : \ d \in D_k\} \subseteq M_k \quad (۱)$$

$$\Delta_{k+1} = \begin{cases} \Delta_k / 4 & \text{if } x \text{ is the minimal frame center} \\ 4\Delta_k & \text{if } \textit{an improved mesh point is found} \\ \Delta_k & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

مراجع

[۱] بادکوبه، امیر، و فرخی، محمد، طراحی کنترل کننده معکوس عصبی برای پرواز تعقیب عوارض زمین، مجموعه مقالات ششمین کنفرانس سراسری انجمن هوا فضای ایران- دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، اسفند ۱۳۸۵.

[2] K. Nikolos, P. Valanis, C. Tsourveloudis, N. Kostaras, Evolutionary Algorithm Based Offline/Online Path Planner for UAV Navigation, IEEE *TRANS. SYST., MAN, CYBERN.-PART B*, Vol. 33, No. 6, 2003.

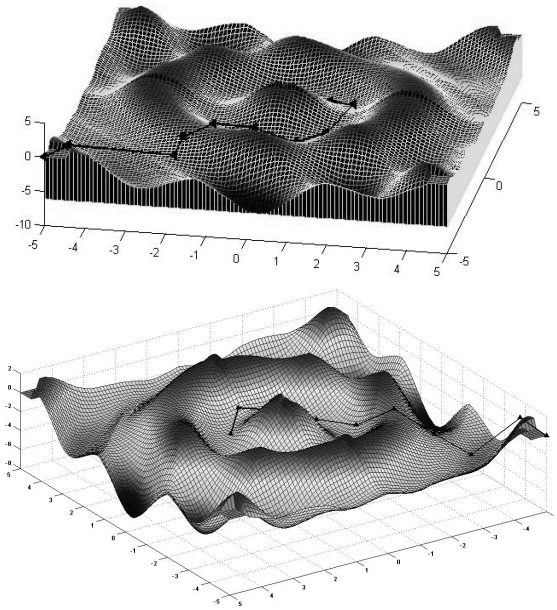
[3] C.Audet, J. Dennis, Mesh Adaptive Direct Search Algoriyhm for General Constrained Optimization, *SIAM J. Optim.*, Vol. 17, No.2, 2006.

[4] A. Abramson, C. Audet, Convergence of Mesh Adaptive Direct Search to Second-Order Stationary Point, *SIAM J. OPTIM.*, Vol. 7, No. 1, 2007.

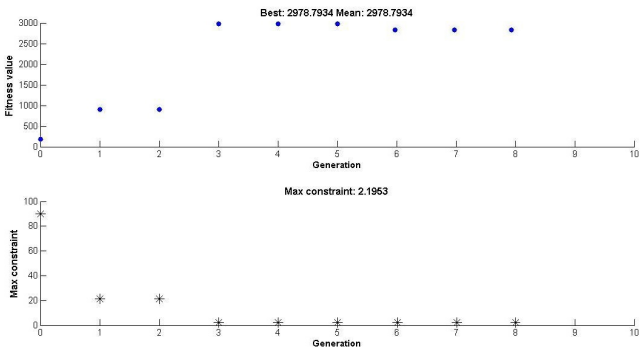
[5] C. Zheng, L. Li, F. XU, Evolutionary Rout Planner for Unmanned Air Vehicles, *IEEE TRANS. ROBOTS.*, Vol. 21, No.4, 2005.

[6] L. Singh and J. Fuller, "Trajectory Generation for a UAV in Urban Terrain, using Nonlinear MPC", *Proceedings of the American Control Conference*, vol. 3, pp. 2301–2308, 2003.

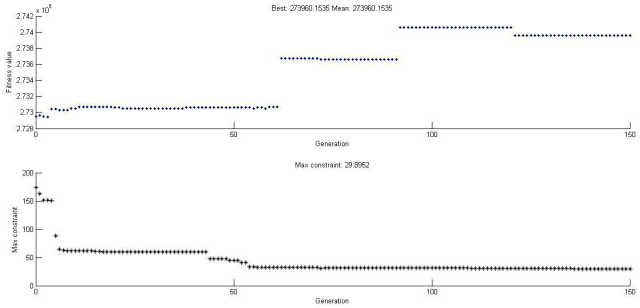
[7] R.A. Coppenbarger, "Sensor-based automated obstacle-avoidance System for nap-of-the-earth rotorcraft missions", *Proceedings of SPIE Head-Mounted Displays*, vol. 2735, pp 221 – 232, 1996.



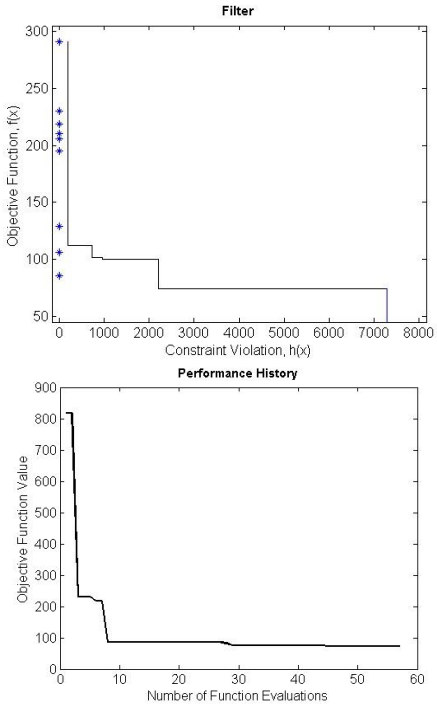
شکل۱: در شکل بالا مسیر بدست آمده از روشMADS ودر شکل پائین مسیر با استفاده از GA، ۷ نقطه میانی بین نقطه شروع و پایان



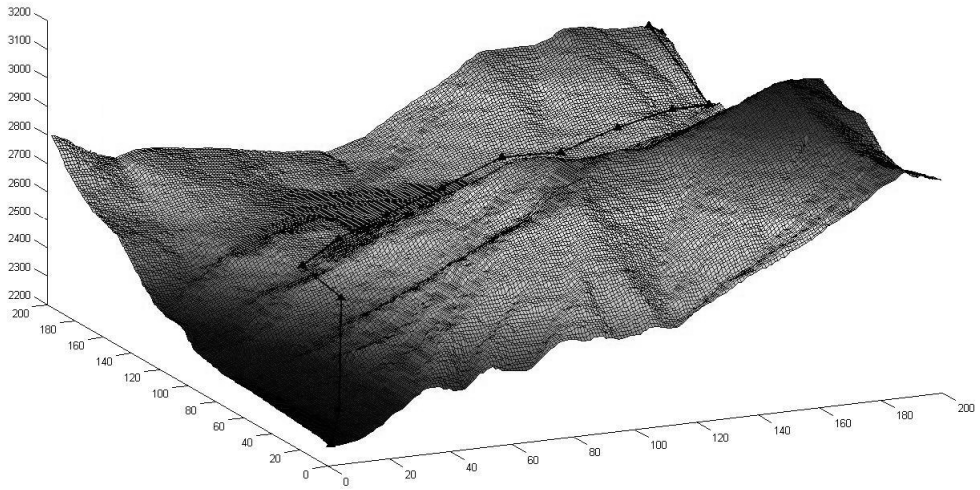
شکل۲: تابع هزینه و نقض قیود بر حسب Generation در GA، زمان اجرا حدود ۲۹ ثانیه



شکل۴: GA برای عوارض شکل ۵ قادر به همگرا شدن نمی باشد



شکل۳: در شکل بالا مقدار تابع هزینه بر حسب نقض قیود و در پائین تابع هزینه بر حسب تعداد تکرار CPU-Time~32 Sec



شکل ۵: مسیر حاصل از MADS یر روی یک نمونه عوارض واقعی با رزلوشن ۱۰ متر و ۱۳ نقطه میانی بین هدف و نقطه شروع در نظر گرفته شده است. CPU-Time=58 Sec