مجله مهندسی مکانیک مدرس، مرداد 1396، دوره 17، شماره 5، ص‌ص 211-220

ماهنامه علمی پژوهشی

مهندسی مکانیک مدرس

mme.modares.ac.ir

# بهینه سازی دوهدفه اشکال آیرودینامیکی با استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی

مهدی حسینی پور[1]، مجید ملک جعفریان[2*]، علی صفوی نژاد[3]

1- دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی مکانیک، دانشگاه بیرجند، مشهد

2- دانشیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه بیرجند، بیرجند

3- استادیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه بیرجند، بیرجند

* بیرجند، صندوق پستی 97175-615، mmjafarian@birjand.ac.ir

**اطلاعات مقاله**

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 18 بهمن 1395

پذیرش: 07 اسفند 1395

ارائه در سایت: 13 اردیبهشت 1396

*کلید واژگان:*

بهینه‌سازی دوهدفه

الگوریتم جستجوی گرانشی

بهینه‌سازی جمعیت ذرات

روش پارسس

معادلات ناویر- استوکس تراکم پذیر دو بعدی

**چکیده**

در این مقاله از الگوریتم جستجوی گرانشی (برای اولین بار) به منظور بهینه‌سازی دوهدفه هندسه ایرفویل استفاده شده است. معادلات تراکم‌پذیر دو بعدی ناویر- استوکس به همراه مدل اسپالارت-آلماراس برای شبیه‌سازی جریان لزج و مغشوش مورد استفاده قرار گرفته است. ابتدا کارایی و صحت مجموعه‌های بهینه‌ساز با بهینه‌سازی معکوس دوهدفه بررسی شده است. در این حالت توابع هدف، اختلاف نیروی پسا و برآ با مقادیر متناظر کمیات از ایرفویل هدف NACA0012 بوده است، به طوریکه یک دسته ایرفویل به عنوان ایرفویل‌های شروع کننده به صورت تصادفی انتخاب شده و هدف، بدست آوردن ایرفویل‌هایی بوده است که توابع هدف در نظر گرفته شده را ارضا کنند. در بهینه‌سازی مستقیم، الگوریتم جستجوی گرانشی به‌کار رفته در کار حاضر با تغییر متغیرهای طراحی ایرفویل (مربوط به روش پارسس)، درصدد رسیدن به متغیرهای مناسب و در نتیجه یافتن دسته ایرفویل‌های بهینه با توابع هدف برآی بیشینه و پسای کمینه شده است. این الگوریتم با شروع از یک دسته ایرفویل اولیه به حل پرداخته و به سمت ایرفویل‌هایی هدایت می‌شود که توابع هدف ذکر شده را تامین کند. مقایسه نتایج (جبهه پرتو) بدست آمده نشان دهنده عملکرد بهتر و مناسب‌تر الگوریتم جستجوی گرانشی نسبت به الگوریتم جمعیت ذرات و تحقیقات پیشین (انجام یافته با دیگر روش‌های مکاشفه‌ای) به منظور بهینه‌سازی آیرودینامیکی می‌باشد.

# Two-Objective Optimization of Aerodynamic Shapes Using Gravitational Search Algorithm

**Mahdi Hoseynipoor, Majid Malek Jafarian*, Ali Safavinejad**

Department of Mechanical Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran

* P.O.B. 97175-615, Birjand, Iran, mmjafarian@birjand.ac.ir

**ARTICLE INFORMATION**

Original Research Paper

Received 06 February 2017

Accepted 25 February 2017

Available Online 03 May 2017

*Keywords:*

Two-objective optimization

Gravitational search algorithm

Particle swarm optimization

Parsec method

2D compressive Navier-Stokes equations

**ABSTRACT**

Gravitational search algorithm (for the first time) has been used for two-objective optimization of airfoil shape, in this article. 2D compressible Navier-Stokes equations with Spalart-Allmaras model has been used to simulate viscous and turbulent flow. First, efficiency and accuracy of the optimizer sets have been evaluated using inverse optimization. Objective functions were difference between drag and lift with their corresponding values of the NACA0012 objective airfoil, as a set of airfoils was randomly chosen as starter airfoils in this case, and the aim was to obtain the airfoils that satisfy the considered objective functions. In direct optimization, gravitational search algorithm which has been used in the present work, has achieved proper parameters (related to the Parsec method) and consequently has found optimized airfoils with maximum lift and minimum drag objective functions. This algorithm starts to solve using a set of airfoils and it is directed towards the airfoils that provide the mentioned objective functions. Comparison of the results (Pareto fronts) shows better and more proper performance of the gravitational search algorithm rather than particle swarm optimization algorithm and former researches (done using other meta-heuristic algorithms) for aerodynamic optimizations.

## 1- مقدمه

آیرودینامیک یا هواپویش، شاخه‌ای از دینامیک گازها و در حالت کلی‌تر دینامیک سیالات است که به بررسی رفتار جریان هوا و اثر آن بر اجسام متحرک می‌پردازد. منظور از حل یک مسأله آیرودینامیکی، محاسبه میدان سرعت، فشار و دمای هوا در اطراف یک جسم است. برای این منظور باید معادله‌های حاکم بر جریان سیال را حل کرد. سپس به کمک حل به دست آمده، می‌توان نیروها و گشتاورهای وارد بر جسم را محاسبه کرد. یکی از معروف‌ترین جسم‌هایی که در زمینه‌ی آیرودینامیک مورد بحث قرار می‌گیرد ایرفویل‌ها می‌باشند.

نتایج به دست آمده از تحقیقات گذشته، نشان داده است که تفاوت در منحنی ایرفویل‌ها، نتایج کاملا متفاوتی را ارائه می‌دهد. لذا محققان بر آن شدند که چگونگی این تاثیر را بیش از پیش مورد مطالعه قرار دهند. در این راستا آنها متوجه شدند که برای موارد متفاوت، ایرفویل‌های متفاوتی باید طراحی کرد تا کارایی بهتری را دریافت نمود. لذا به صورت سعی و خطا به

**برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:**

**Please cite this article using:**

M. Hoseynipoor, M. Malek Jafarian, A. Safavinejad, Two-Objective Optimization of Aerodynamic Shapes Using Gravitational Search Algorithm, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 17, No. 5, pp. 211-220, 2017 (in Persian)

این مهم همت گماشتند. تا قبل از سال 1960 میلادی، این تحقیق‌ها معمولا در تونل باد انجام می‌یافت. باید چندین ایرفویل در تونل باد مورد بررسی قرار می‌گرفت و در نهایت یک ایرفویل به عنوان ایرفویل بهینه معرفی می‌گردید. اما این امر بسیار زمان‌بر و پرهزینه بود به طوری که در بعضی موارد شاید هزاران ساعت صرف این کار می‌شد [1,2]. همچنین در مواردی نتایج به دست آمده دارای دقت کافی نبودند. از طرف دیگر، ایرفویل به دست آمده نمی‌توانست به عنوان ایرفویل کاملا بهینه شده معرفی گردد. چرا که تغییرات بیشتر و آزمایش‌های بیشتر، طبیعتا نتایج بهتری را نیز می‌توانست به دست دهد. اما مشکلات موجود (پرهزینه، زمان‌بر و گاهی مخرب)، مانع از بررسی-های دقیق‌تر می‌شد.

با توسعه‌ی دینامیک سیالات محاسباتی (CFD[1])، تحول عظیمی در بهینه‌سازی ایرفویل‌ها انجام گرفت. توسعه‌ی روش‌های CFD روز به روز بیشتر شد و دقت خوب آنها در شبیه‌سازی جریان‌های مختلف، این روش‌ها را به یک روش ایده‌آل تبدیل کرد. به طوری که محققان با توسعه‌ی دقیق این روش‌ها، حتی توانستند به شبیه‌سازی جریان‌هایی بپردازند که در تونل باد قادر به انجام آن نبودند [3]. به این طریق دیگر نیازی به ساخت و آزمایش ایرفویل‌های مختلف در تونل باد نبود و با روش‌های محاسباتی با صرف وقت و هزینه‌ی کمتر نتایجی با خطای پایین به دست می‌آمد. اما گستره‌ی وسیعی از شرایط عمل کننده و قیدها بطور کلی باعث استفاده از فهرستی از مقاطع می‌شود، به طوری که در حالت کلی بهترین مقطع، معنی ندارد. وجود جریان‌های متفاوت و همچنین هدف‌های طراحی مختلف، ما را بر آن می‌دارد که برای موارد گوناگون، ایرفویلی مخصوص به آن طراحی کنیم تا به بهترین بازده دست پیدا کنیم. از این رو امروزه ایرفویل‌ها معمولا بر مبنای کاربردشان طراحی می‌شوند. بهینه‌سازی اشکال آیرودینامیکی می‌تواند به صورت تک هدفه یا چند هدفه انجام پذیرد. به دلیل پیچیدگی مسائل امروزه، بهینه‌سازی چند هدفه از اهمیت بسزایی برخوردار است. بهینه‌سازی هندسه‌ی اشکال آیرودینامیکی برمبنای سه مرحله انجام می‌پذیرد که این سه مرحله، مجموعه بهینه‌ساز را تشکیل می‌دهند: 1. انتخاب روش مناسب برای تولید هندسه 2. انتخاب روش مناسب برای انجام محاسبات آیرودینامیکی 3. انتخاب روش بهینه‌ساز مناسب.

محققان زیادی در راستای طراحی ایرفویل با شرایط و اهداف متفاوت اقدام نموده‌اند و ابزارها و روش‌های مختلفی را برای انجام این مهم معرفی کرده‌اند. در سال 2004، نِمِک و همکاران [4] به بهینه‌سازی چندهدفه ایرفویل به کمک روش گرادیانی و الگوریتم ژنتیک پرداختند. در سال 2005، دانگِلو و مینیسی [5] به بهینه‌سازی ایرفویل تحت شرایط جریان زیر صوت، به صورت چندهدفه با استفاده از روش MOPED[2] پرداختند که روش بِزیر برای تولید هندسه ایرفویل بکار گرفته شد. همچنین در سال 2006، لی و همکاران [6] هندسه ایرفویل را به صورت چندهدفه بهینه‌سازی کردند. در کار آنان، از الگوریتم ژنتیک به منظور بهینه‌سازی استفاده و منحنی‌های بی-اسپلاین برای تولید هندسه آن بکار گرفته شد. در سال 2010، اویاما و همکاران [7] روش ژنتیک را برای بهینه‌سازی دوهدفه ایرفویل بکار بردند. در سال 2010، ما و همکاران [8] به بهینه‌سازی ایرفویل به صورت چندهدفه پرداختند. در سال 2011، طراحی ایرفویل با روش بهینه‌سازی چند هدفه جمعیت ذرات، توسط کارِس و همکاران [9] انجام پذیرفت. در سال 2013، اُلیور و همکاران [10] به بهینه‌سازی چندهدفه ایرفویل با استفاده از الگوریتم ژنتیک پرداختند. در سال 2013، نجات و همکاران [11] بهینه‌سازی چندهدفه ایرفویل را به روش الگوریتم جمعیت ذرات انجام دادند. در سال 2015، مرتضوی و همکاران [12] مقطع توربین باد را توسط الگوریتم ژنتیک به صورت چندهدفه بهینه‌سازی کردند. در سال 2016، کُزِیل و همکاران [13] به بهینه‌سازی چندهدفه ایرفویل با روش ژنتیک پرداختند.

الگوریتم جستجوی گرانشی یکی از جدیدترین الگوریتم‌های مکاشفه‌ای است که برای حل مسائل بهینه‌سازی ارائه شده است. نتایج آزمایشات نشان داده است که این الگوریتم برای حل مسائل چندهدفه از توانایی قابل قبولی برخوردار است [14]. تا به حال از این الگوریتم به منظور بهینه سازی مسائل آیرودینامیکی استفاده نشده است. لذا در کار حاضر، الگوریتم دوهدفه جستجوی گرانشی برای این منظور بکار گرفته شده است. الگوریتم جمعیت ذرات نیز در بسیاری از موارد و در حل مسائل آیرودینامیکی دارای نتایج رضایت‌بخشی است [15،11]. بنابراین در کار حاضر سعی بر آن شده است که به روش جستجوی گرانشی برای اولین بار به بهینه‌سازی دوهدفه ایرفویل‌ها پرداخته شود. برای این منظور بهینه‌سازی همزمان ضرایب برآ و پسا (افزایش برآ و کاهش پسا) انجام شده و نتایج حاصله با نتایج بدست آمده به کمک روش بهینه‌سازی جمعیت ذرات (انجام شده توسط نویسندگان مقاله حاضر) و نتایج دیگر محققان مقایسه شده است.

## 2- روش تولید هندسه ایرفویل

طبق مطالب فوق یکی از عناصر و زیرمجموعه‌های بهینه‌سازی هندسه‌ی ایرفویل، روشی برای تولید هندسه آن می‌باشد. به منظور تولید هندسه‌ی ایرفویل پارامترهایی دخیل بوده به طوری که با تغییر در آن‌ها بتوان هندسه-ی ایرفویل را تغییر داد. انتخاب روش تولید هندسه‌ی ایرفویل از اهمیت بالایی برخوردار است. چرا که در صورت تعریف نامطلوب هندسه ایرفویل، نخواهیم توانست هندسه‌ی مورد نظر خود را به دست آورده و یا در به دست آوردن آن دارای دقت کافی نخواهیم بود. همچنین مناسب نبودن این روش، عدم همگرایی و یا تاخیر در همگرایی را به دنبال خواهد داشت.

روش پارسس، یک روش کارا برای معرفی هندسه‌ی ایرفویل می‌باشد زیرا دارای همگرایی سریع و انعطاف‌پذیری بالایی است [16]. در این روش، ضرایب $a_n$ (رابطه 1) توسط 11 پارامتر کنترلی و حل 6 معادله (آورده شده در پیوست)، بدست می‌آیند. پس از یافتن ضرایب، منحنی ایرفویل توسط آن ایجاد می‌شود (شکل 1). رابطه‌ی پارسس به صورت زیر است:

$$Z_{\text{parces}} = \sum_{n=1}^{6} a_n \times x^{n-\frac{1}{2}} \qquad (1)$$

## 3- محاسبات آیرودینامیکی

برای به دست آوردن کارایی آیرودینامیکی یک ایرفویل، باید معادلات جریان حول آن حل گردد. لذا به منظور حل معادلات، حل‌گر مناسبی لازم است. این حل‌گر باید دارای دقت کافی بوده تا بتوان میدان‌های سرعت، فشار و دما را در اطراف آن به خوبی به دست آورد.

جریان حول یک ایرفویل را می‌توان به صورت‌های مختلفی شبیه‌سازی کرد. در کار حاضر جریان لزج، درهم و گذر صوتی در نظر گرفته شده است. معادلات حاکم بر جریان، معادلات تراکم‌پذیر وابسته به زمان ناویر- استوکس به همراه مدل درهم اسپالارت- آلماراس [17] می‌باشند. شکل بقایی و بدون بعد این معادلات در حالت دو بعدی به صورت زیر است:

[1] Computational Fluid Dynamic
[2] Multi-Objective Parzen based Estimation of Distribution

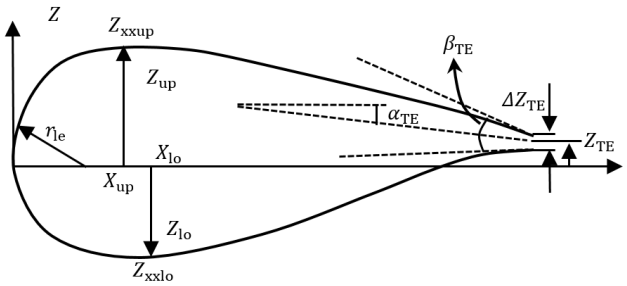


**Fig. 1** Parsec control parameteres

**شکل 1** پارامترهای کنترلی پارسس

$$\frac{\partial W}{\partial t}+\frac{\partial F_{\mathrm{i}}}{\partial x}+\frac{\partial G_{\mathrm{i}}}{\partial y}=\frac{1}{\mathrm{Re}_{\infty}}\left(\frac{\partial F_{\mathrm{v}}}{\partial x}+\frac{\partial G_{\mathrm{v}}}{\partial y}\right)+S \tag{2}$$

که $W$ بردار کمیات جریان، $F_{\mathrm{i}}$ و $G_{\mathrm{i}}$ بردارهای شار غیرلزج، $F_{\mathrm{v}}$ و $G_{\mathrm{v}}$ بردارهای شار لزج و $S$ جمله چشمه بوده که به صورت زیر تعریف می‌گردند:

$$W=\begin{bmatrix}\rho\\ \rho u\\ \rho v\\ E\\ \rho\hat{v}\end{bmatrix} \tag{3}$$

$$F_{\mathrm{i}}=\begin{bmatrix}\rho u\\ \rho u^2+p\\ \rho uv\\ (E+p)u\\ \rho\hat{v}u\end{bmatrix} \tag{4}$$

$$G_{\mathrm{i}}=\begin{bmatrix}\rho v\\ \rho uv\\ \rho v^2+p\\ (E+p)v\\ \rho\hat{v}v\end{bmatrix} \tag{5}$$

$$F_{\mathrm{v}}=\begin{bmatrix}0\\ \tau_{\mathrm{xx}}\\ \tau_{\mathrm{yx}}\\ \tau_{\mathrm{xx}}u+\tau_{\mathrm{xy}}v+q_{\mathrm{x}}\\ \frac{\rho}{\sigma}(\nu+\hat{\nu})\frac{\partial\hat{v}}{\partial x}\end{bmatrix} \tag{6}$$

$$G_{\mathrm{v}}=\begin{bmatrix}0\\ \tau_{\mathrm{xy}}\\ \tau_{\mathrm{yy}}\\ \tau_{\mathrm{yy}}v+\tau_{\mathrm{yx}}u+q_{\mathrm{y}}\\ \frac{\rho}{\sigma}(\nu+\hat{\nu})\frac{\partial\hat{v}}{\partial y}\end{bmatrix} \tag{7}$$

$$S=\begin{bmatrix}0\\ 0\\ 0\\ 0\\ D\end{bmatrix} \tag{8}$$

در معادلات (2) تا (8) $u$، $v$، $\rho$، $\hat{\nu}$، $P$ و $E$ به ترتیب مولفه‌های سرعت در جهات $x$ و $y$، چگالی، متغیر میانی لزجت درهم سینماتیکی، فشار استاتیک و مجموع انرژی درونی و جنبشی هستند. هم‌چنین $\tau$ مولفه‌های تنش و $q$ شار حرارتی را نشان می‌دهد. $D$ نیز جمله‌ی چشمه‌ی مربوط به مدل درهم مورد استفاده می‌باشد. به منظور حل عددی معادلات حاکم از کد عددی استفاده شده است. در این کد عددی، انفصال معادله (2) به روش حجم محدود (طرح تفاضل مرکزی) صورت گرفته است. همچنین انتگرال‌گیری زمانی صریح به کمک طرح گام زمانی رانگ-کوتای 4 مرحله‌ای انجام می‌گیرد. مبانی اساسی و ابتدایی حل عددی مذکور ابتدا توسط جیمسون و همکاران [18] در ارتباط با مسائل جریان تراکم‌پذیر معرفی شد. به منظور حذف نوسانات در مجاورت امواج ضربه‌ای، طرح اتلاف مصنوعی اسکالر در کد عددی مذکور بکار گرفته شده است. به دلیل اینکه هدف ما در مقاله حاضر بررسی حالت پایای جریان می‌باشد، روش‌های تسریع همگرایی نظیر گام زمانی محلی و متوسط‌گیری ضمنی از باقی‌مانده‌ها نیز بکار رفته است. حل عددی بکار رفته در کار حاضر توسط بسیاری از محققان در سه دهه اخیر به منظور حل معادلات ناویر-استوکس و اویلر، برای دامنه وسیعی از کاربردهای آیرودینامیک مورد استفاده قرار گرفته و درستی آن به اثبات رسیده است.

شبکه‌بندی مورد استفاده در کار حاضر از نوع O با تعداد گره 16×91 می‌باشد. به دلیل اینکه در کار حاضر جریان لزج در نظر گرفته شده است، از شبکه‌بندی استفاده می‌شود که در سطح ایرفویل دارای تراکم شبکه بیشتری باشد. این امر باعث می‌شود تا بتوان لایه‌ی مرزی را به خوبی شبیه سازی کرد و تاثیر آن را در حل وارد نمود. در لبه جلویی ایرفویل که شیب هندسه‌ی جسم زیاد بوده و همچنین در لبه‌ی انتهایی ایرفویل که دو جریان از قسمت بالا و پایین به هم می‌رسند، حساسیت در تحلیل جریان بیشتر است. بنابراین در این قسمت‌ها می‌بایست شبکه را ریزتر نمود تا با دقت بیشتری بتوان جریان را تحلیل کرد. شکل 2 نمونه‌ای از شبکه مورد استفاده را نشان می-دهد.

## 4- الگوریتم‌های بهینه‌سازی مکاشفه‌ای

الگوریتم‌های مکاشفه‌ای به دسته‌ای از روش‌های بهینه سازی اطلاق می‌شوند که الهام گرفته از بعضی فرایندهای فیزیکی یا رفتار موجودات می‌باشند. در دو دهه‌ی اخیر بهینه‌سازی چندهدفه با استفاده از روش‌های مکاشفه‌ای، یکی از زمینه‌های پژوهشی پر کاربرد و مورد استفاده‌ی محققان شده است. محبوبیت این روش‌ها به دلایل زیر است:

1. عدم نیاز به اطلاعات مشتقی توابع 2. سهولت در قابلیت اجرا 3. انعطاف‌پذیری و قابلیت اجرای وسیع

اکثر این روش‌ها به‌صورت جمعیتی عمل کرده و برای هدایت جستجو از تابع برازندگی استفاده می‌کنند. از آنجا که الگوریتم‌های مکاشفه‌ای با رویکرد موازی به حل مسائل پرداخته و همواره مجموعه‌ای از پاسخ‌ها را ایجاد می-کنند، ابزاری مناسب برای حل مسائل چندهدفه بشمار می‌آیند [19].

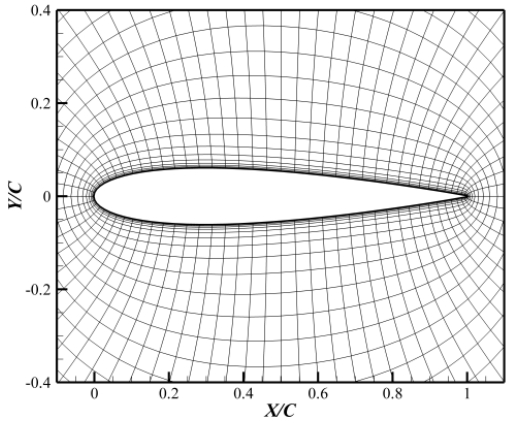


**Fig. 2** A sample of used mesh in the present work

**شکل 2** نمونه‌ای از شبکه مورد استفاده در کار حاضر

ضرایب پسا و برآ از مهمترین فاکتورهای عملکرد یک ایرفویل می‌باشند.

لذا در کار حاضر ضرایب برآ و پسا به عنوان توابع هدف در نظر گرفته شده و به ترتیب به بیشینه و کمینه کردن آن‌ها به صورت همزمان پرداخته می‌شود. این توابع به صورت روابط (9) و (10) تعریف می‌شوند:

$$C_{\mathrm{l}} = \frac{L}{\frac{1}{2}\rho_{\infty} U_{\infty}^{2} C} \tag{9}$$

$$C_{\mathrm{d}} = \frac{Dr}{\frac{1}{2}\rho_{\infty} U_{\infty}^{2} C} \tag{10}$$

$L$ و $Dr$ در روابط (9) و (10) به ترتیب نیروی برآ و پسا هستند و به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$L = \int_{0}^{C} [-P\cos\theta + \tau\sin\theta]_{\mathrm{up}} ds + \int_{0}^{C} [P\cos\theta + \tau\sin\theta]_{\mathrm{low}}\, ds \tag{11}$$

$$Dr = \int_{0}^{C} [P\sin\theta + \tau\cos\theta]_{\mathrm{up}} ds + \int_{0}^{C} [-P\sin\theta + \tau\cos\theta]_{\mathrm{low}}\, ds \tag{12}$$

### 4-1- معرفی الگوریتم جستجوی گرانشی (GSA[1])

الگوریتم جستجوی گرانشی یک روش بهینه‌سازی مبتنی بر قوانین جاذبه و حرکت نیوتن است. در این روش هر جواب به صورت یک ذره در نظر گرفته می‌شود که دارای جرمی متناسب با عملکردش است. این بدان معناست که جواب‌های بهتر دارای جرم‌های بیشتری هستند که در نتیجه، توانایی و امکان بیشتری برای جذب بقیه‌ی جرم‌ها دارند. بر مبنای قانون نیوتن، مطابق شکل 3 هر ذره توسط نیروهای جاذبه از ذرات دیگر اطراف خود تاثیر می‌پذیرد. نیروی جاذبه بین دو ذره نسبت مستقیم با جرم آن‌ها، و نسبت معکوس با مربع فاصله بین آن‌ها دارد. این نیروها منجر به حرکت اجسام به سمت یکدیگر می‌شود. قانون حرکت بیان می‌کند که شتاب هر ذره با نیروی کلی اعمال شده روی آن نسبت مستقیم و با جرم آن نسبت معکوس دارد. بنابراین در یک گروه از اجرام، جرم‌های کوچک‌تر به سمت جرم‌های سنگین‌تر حرکت می‌کنند. در این الگوریتم بهینه‌سازی، هر جرم بیانگر یکی از جواب‌های مسئله می‌باشد. به عبارت دیگر، همه‌ی جواب‌ها به سمت جواب‌های بهتر حرکت می‌کنند.

#### 4-1-1- الگوریتم بهینه‌سازی تک هدفه جستجوی گرانشی

در الگوریتم GSA، هر ذره در هر مرحله، با $n$ بُعد در فضای محاسباتی، به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$X_i = \left[x_i^1, x_i^2, \ldots, x_i^d, \ldots, x_i^n\right] \quad ; \quad i = 1, \ldots, N \tag{13}$$

در رابطه (13) ، $N$ تعداد ذرات و $x_i$ ها متغیرهای مسئله و $X_i$ مکان نسبت داده شده به هر ذره می‌باشند. هر دو ذره $i$ و $j$ با پیروی از قانون جاذبه‌ی زیر به سمت یکدیگر جذب می‌شوند:

$$F_{ij}{}^{d}(t) = \frac{G(t)\, M_i(t)\, M_j(t)}{R_{ij} + \varepsilon} \left(x_j^d(t) - x_i^d(t)\right) \tag{14}$$

در رابطه (14)، $t$ شماره‌ی تکرار و $\varepsilon$ عددی بسیار کوچک به منظور جلوگیری از صفر شدن مخرج است.

به منظور کنترل کاوش[2] و بهره وری[3]، $G(t)$ به عنوان ثابت گرانش، در

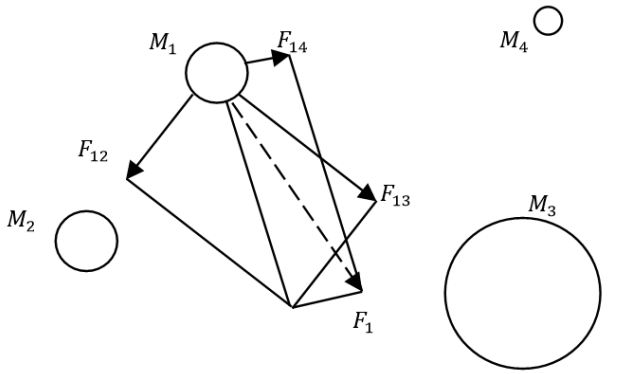


**Fig. 3** Acceleration of each mass towards applied total force

**شکل 3** شتاب هر جرم در راستای نیروی کلی اعمال شده

هر تکرار طبق رابطه‌ی (15) به صورت نمایی کاهش پیدا می‌یابد:

$$G(t) = G(0)\, e^{-\tau\left(\frac{t}{itermax}\right)} \tag{15}$$

$G(0)$ و $\tau$ اعداد ثابتی می‌باشند. با این ضرایب، کاوش و بهره‌وری کنترل شده به طوریکه مقادیر بزرگ $G(t)$ کاوش بیشتر و مقادیر کوچک آن بهره-وری بیشتر را به دنبال خواهند داشت.

جرم ذرات باید بر مبنای شایستگی تابع هدف در نظر گرفته شود. برای این منظور روابط (16) و (17) تعریف می‌گردد:

$$M_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{i=1}^{N} m_i(t)} \tag{16}$$

در روابط فوق $m_i$ جرمی است که به ذره $i$ نسبت داده می‌شود و $M_i(t)$ مقدار نسبی جرم هر ذره نسبت به سایر ذرات است. در روابط فوق $best(t)$ و $worst(t)$ به صورت زیر می‌باشند:

$$m_i(t) = \frac{\mathrm{fit}(X_i(t)) - \mathrm{worst}(t)}{\mathrm{best}(t) - \mathrm{worst}(t)} \tag{17}$$

$$\mathrm{best}(t) = \min\{\mathrm{fit}(x_i(t))\} \quad ; \quad j = 1, \ldots, N \tag{18}$$

$$\mathrm{worst}(t) = \max\{\mathrm{fit}(x_i(t))\} \quad ; \quad j = 1, \ldots, N \tag{19}$$

در الگوریتم GSA همه‌ی ذرات به یکدیگر نیرو وارد می‌کنند اما در کار حاضر به منظور استفاده از نخبه‌گرایی در الگوریتم، برای محاسبه نیرویی که بر ذره $i$ وارد می‌شود، تنها نیروهای اعمالی از سمت $\mathrm{k_{best}}$ نماینده (جرم) که بهترین نتایج را دارند، لحاظ می‌شوند. این نیروها می‌بایست با یک عدد تصادفی به صورت زیر با یکدیگر جمع شوند:

$$F_i{}^{d}(t) = \sum_{j \in \mathrm{k_{best}} \neq i} r \times F_{ij}{}^{d}(t) \tag{20}$$

در رابطه 20، $F_{ij}{}^{d}$ نیرویی است که در جهت $d$ از سمت جرم $j$ به جرم $i$ وارد می‌شود.

نیروی اعمالی بر جرم $i$، منجر به شتاب زیر می‌شود:

$$a_i{}^{d}(t) = \frac{F_i{}^{d}(t)}{M_i(t)} \tag{21}$$

در نتیجه سرعت و مکان ذرات به شکل زیر تغییر خواهد کرد:

$$v_i^d(t+1) = a_i{}^{d}(t) + \mathrm{rand} \times v_i^d(t) \tag{22}$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \tag{23}$$

#### 4-1-2- الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه جستجوی گرانشی(MOGSA[4])

[1] Gravitational Search Algorithm
[2] Exploration
[3] Exploitation
[4] Multi Objective Gravitational Search Algorithm

بیشتر مسائل بهینه‌سازی در جهان واقعی، شامل تعداد زیادی از توابع هدف بوده که معمولا نیز با هم در مغایرت می‌باشند. برای حل چنین مسائلی، از الگوریتم‌های بهینه‌سازی چند هدفه به منظور یافتن جبهه پَرتو[1] استفاده می‌شود [19]. در بهینه‌سازی یک‌هدفه، در پایان حل، یک جواب بدست آمده که بهترین جواب است. درحالیکه در بهینه‌سازی چندهدفه با چندین جواب روبرو بوده که جبهه پرتو را تشکیل می‌دهند. جبهه پرتو در واقع مجموعه‌ای از جواب‌های بهینه می‌باشد که هیچکدام از جواب‌ها نسبت به هم برتری نداشته به گونه‌ای که پاسخ بهینه برای یکی، از دید یک یا چند تابع هدف دیگر نامطلوب است. این واقعیت لزوم یک مصالحه معقولانه بین جواب‌های به دست آمده را آشکار می‌کند.

مسئله‌ی کمینه‌سازی را در نظر بگیرید که در آن هدف، بدست آوردن کمینه تعداد ($m$) تابع هدف به شکل زیر باشد:

$$\min F= [f_1(X_i), f_2(X_i), \dots, f_m(X_i)] \quad (24)$$

با توجه به این مسئله، اگر $X_1$، $X_2$ را مغلوب کند، دو شرط زیر باید ارضا شود:

$$\forall\, i \in \{1,2,\dots,m\} \qquad f_i(X_1) \le f_i(X_2) \quad (25)$$

$$\exists\, j \in \{1,2,\dots,m\} \qquad f_j(X_1) \le f_j(X_2) \quad (26)$$

در بهینه‌سازی چند هدفه، چون مسئله دارای چندین تابع هدف می‌باشد، یک استراتژی جدید می‌بایست در نظر گرفت و مقادیر توابع چندهدفه جایگزین مقدار تابع تک هدفه شود. به منظور حل این مسئله، روش توابع فازی برای نسبت دادن مقدار به هر ذره، مناسب با مقدار تابع آن، به صورت زیر بکار گرفته می‌شود:

$$\mu_n(X_i\,,t) = \frac{f_{\max,n}(t) - f_n(X_i\,,t)}{f_{\max,n}(t) - f_{\min,n}(t)} \quad (27)$$

که $\mu_n(X_i\,,t)$ عددی بین صفر و یک و نمایانگر برازندگی ذره $X$ در $n$ اُمین تابع هدف می‌باشد. برای نسبت دادن تنها یک مقدار از تمام توابع به هر ذره، پارامتر جدیدی به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$\mu(j,t) = \sum_{n=1}^{\text{neq}} \omega_n \mu_n(X_j\,,t) \quad (28)$$

در رابطه فوق، $\omega_n$ ضریب وزنی $n$ اُمین تابع هدف بوده که متناسب با اهمیت آن، دارای مقداری بین صفر و یک می‌باشد. این مقدار در کار حاضر برابر 1 در نظر گرفته شده است. مقدار $\mu(j,t)$ را می‌توان به شکل زیر بی‌بُعد کرد:

$$N\mu(j,t) = \frac{\mu(j,t)}{\sum_{i=1}^{N} \mu(j,t)} \quad (29)$$

جواب‌های بدست آمده در مسائل بهینه‌سازی چندهدفه، نامغلوب[2] هستند و نسبت به هم هیچ برتری ندارند. به منظور بهره وری در کل برنامه، جواب‌ها در بایگانی[3] به نام مخزن[4] ذخیره می‌شوند. برای این منظور، ابتدا مقادیر اعضای اولیه که در اولین تکرار مقداردهی اولیه شده‌اند، طبق روابط (25) و (26) ، با یکدیگر مقایسه گردیده و آن اعضایی که توسط اعضای دیگر مغلوب نشوند، مخزن اول[5] را تشکیل می‌دهند. سپس مخزن می‌بایست در هر مرحله به‌روز شود. برای انجام این کار می‌بایست هر ذره جدید که در مرحله بعد ایجاد می‌شود با سایر اعضای جدید و اعضای نامغلوب مخزن اولیه مقایسه گردیده و در بایگانی جدیدی به نام مخزن جدید[6] ذخیره شوند. آن‌گاه اعضای مخزن اولیه و مخزن جدید با یکدیگر مخلوط و مقایسه می شوند تا جواب های نامغلوب، بهره وری شده و مخزن به روز گردد [20].

### 4-2- معرفی الگوریتم جمعیت ذرات (PSO[7])

این روش با ایجاد یک گروه شامل اجزای کاملا تصادفی آغاز می‌شود و جستجو در حلقه اصلی و با تکرارهای مداوم صورت می‌گیرد. در این روش، نحوه جستجو در فضای پاسخ، از حرکات منظم جمعی پرندگان و ماهی‌ها اقتباس شده است. برای مدل‌سازی نظم موجود در حرکت جمعی این جانداران دو دیدگاه در نظر گرفته شده است. یک بُعد، تعاملات اجتماعی موجود بین اعضای گروه و بُعد دیگر امتیازات فردی است که ممکن است هر یک از اعضای گروه واجد آنها باشد. در بعد اول همه اعضای گروه موظف اند همواره موقعیت خود را با تبعیت از بهترین فرد گروه تغییر دهند و در بعد دوم لازم است تک‌تک اعضا بهترین موقعیتی را که تاکنون شخصا تجربه کرده اند در حافظه خود نگهداری کرده و تمایلی نیز به سمت چنین موقعیتی داشته باشند.

#### 4-2-1- الگوریتم بهینه‌سازی تک هدفه جمعیت ذرات

در ابتدا یک گروه اولیه شامل تعداد معینی از ذرات (با سرعت اولیه صفر برای هر کدام)، کاملا به طور تصادفی ایجاد می‌شوند. روابط (30) و (31) نحوه‌ی تغییر موقعیت مکانی اعضا را نشان می‌دهد:

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (30)$$

$$v_i^d(t+1) = w(t)\, v_i^d(t) + c_1 r_1 \left(pbest_i^d - x_i^d(t)\right) + c_2 r_2 \left(gbest^d - x_i^d(t)\right) \quad (31)$$

در روابط فوق، $r_1$ و $r_2$ اعداد تصادفی بین صفر و یک، $c_1$ و $c_2$ ضرایب مثبت و $w$ وزن اینرسی است. همچنین $pbest_i^d$ و $gbest^d$ به ترتیب بیانگر بهترین مکان ذره $i$ اُم و بهترین مکان در بین تمام ذرات می‌باشد. $d$ نیز بیانگر بُعد هر متغیر است.

#### 4-2-2- الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه جمعیت ذرات (MOPSO[8])

در این روش پس از اینکه توابع هدف برای هر کدام از ذرات محاسبه شد، موقعیت ذرات نامغلوب در مخزن ذخیره می‌شود. همچنین برای بهینه‌سازی چندهدفه، بجای استفاده از فرمول (31)، از رابطه‌ی زیر استفاده می‌شود [14]:

$$v_i^d(t+1) = w(t)\, v_i^d(t) + c_1 r_1 \left(pbest_i^d - x_i^d(t)\right) + c_2 r_2 \left(Rep(d) - x_i^d(t)\right) \quad (32)$$

قرارگیری کمیت Rep بجای gbest، تفاوت رابطه فوق با رابطه (31) می‌باشد. در واقع Rep یکی از اعضای مخزن می‌باشد که به صورت تصادفی انتخاب شده و وظیفه‌ی رهبری سایر اعضا را به عهده دارد. به بیان دیگر به دلیل اینکه اعضای مخزن بهترین جواب‌های نامغلوب هستند، بهترین نماینده برای هدایت سایر اعضا می‌باشند. لذا حرکت ذرات، نسبتا سمت و سوی مناسب‌تری گرفته و جواب‌های احتمالی بهتری حاصل خواهند شد.

## 5- نتایج

قبل از انجام بهینه‌سازی دوهدفه مستقیم، به منظور نشان دادن توانایی و صحت مجموعه‌ی بهینه‌ساز (شامل توصیف هندسه ایرفویل، حل‌گر عددی و

[1] Pareto Front
[2] Non-Dominated
[3] Archive
[4] Repository
[5] First Repository
[6] New Repository
[7] Particle Swarm optimization
[8] Multi Objective Particle Swarm

الگوریتم بهینه‌ساز)، ابتدا یک مسئله بهینه‌سازی معکوس ارائه شده خواهد شد.

### 5-1- بهینه‌سازی معکوس دوهدفه

به منظور بهینه‌سازی معکوس دوهدفه، جریان حول ایرفویل NACA0012 تحت شرایط زیر حل شده و ضرایب پسا و برآ بدست می‌آید.

$$\alpha = 2.26\,,\ \mathrm{M}_\infty = 0.797\,,\ \mathrm{Re}_\infty = 9\times 10^6$$

روند کار به این صورت است که یک دسته ایرفویل (64 عدد) به عنوان ایرفویل‌های شروع کننده به صورت تصادفی انتخاب شده و هدف، بدست آوردن ایرفویل‌هایی است که توابع هدف در نظر گرفته شده زیر را ارضا کنند:

$$\min:\ \text{تابع هدف } 1 = |\,C_\mathrm{l} - TL\,| \tag{33}$$

$$\min:\ \text{تابع هدف } 2 = |\,C_\mathrm{d} - TD\,| \tag{34}$$

در روابط (33) و (34) مقادیر $TL$ و $TD$ به ترتیب ضرایب برآ و پسای ایرفویل NACA0012 در شرایط فوق است. هدف، کمینه کردن اختلاف برآی ایرفویل‌ها با برآی ایرفویل هدف و همچنین کمینه کردن اختلاف پسای ایرفویل‌ها با پسای ایرفویل هدف به طور همزمان می‌باشد. با اعمال شرایط جریان فوق و انجام بهینه‌سازی، نتایج بدست آمده برای مقادیر توابع هدف در جدول 1 نمایش داده شده است. جدول 2 نیز نمایانگر پسا و برآی ایرفویل‌های بدست آمده از مجموعه‌ی بهینه‌ساز بوده که با دقت خوبی برابر مقادیر پسا و برآی ایرفویل هدف (NACA0012) می‌باشند. لذا این نتایج نشان‌دهنده‌ی عملکرد مناسب مجموعه‌ی بهینه‌ساز است.

### 5-2- بهینه‌سازی دوهدفه هندسه ایرفویل (بهینه‌سازی مستقیم)

پس از اینکه عملکرد و صحت مجموعه بهینه‌ساز مورد بررسی قرار گرفت، به بهینه‌سازی مستقیم پرداخته می‌شود. در این راستا به بهینه‌سازی هندسه ایرفویل با اهداف توأم کمینه پسا و بیشینه برآ تحت شرایط آشفته و گذر صوتی زیر پرداخته شده که مشابه شرایط کار اُیاما و همکاران [7] می‌باشد.

در این حالت از دو روش جستجوی گرانشی و جمعیت ذرات به منظور بهینه‌سازی پرداخته شد. تعداد تکرارها و ذرات بکار رفته در دو الگوریتم فوق مشابه کار اُیاما و همکاران(الگوریتم ژنتیک) [7] و به ترتیب برابر 60 و 64 در نظر گرفته شده است. ضرایب مورد استفاده در دو الگوریتم نیز در جدول 3 آمده است. در کار حاضر در هر دو روش بهینه سازی، ایرفویل NACA0012 یکی از 64 ایرفویل اولیه در نظر گرفته شده است.

هر دو الگوریتم، با شروع از 64 ایرفویل اولیه به حل پرداخته و به سمت ایرفویل‌هایی هدایت می‌شوند که توابع هدف ذکر شده در بالا را تامین کنند. به منظور جلوگیری از ایجاد هندسه‌ی نامناسب و صرف وقت بیش از اندازه، می‌بایست محدودیت‌هایی در حل اعمال شود. محدوده‌ی پارامترهای کنترلی در جدول 4 آمده است. دسته ایرفویل‌های بدست آمده توسط دو روش بهینه سازی جمعیت ذرات و جستجوی گرانشی و مقایسه‌ی آن‌ها با نتایج مقاله اویاما و همکاران[7]، در شکل 4 نشان داده شده است. توجه به این نکته ضروری است که هیچکدام از ایرفویل‌های بهینه نسبت به یکدیگر برتری ندارند. همانطور که در شکل 4 مشاهده می‌شود، جبهه‌ی پرتوی ایجاد شده توسط روش جستجوی گرانشی پایین‌تر از دو جبهه‌ی پرتو بدست آمده از روش‌های دیگر بهینه سازی (MOPSO و الگوریتم ژنتیک) قرار دارد. چون مقادیر پسا و برآی ایرفویل‌های حاصل از روش جستجوی گرانشی به ترتیب کمتر و بیشتر از مقادیر نظیر آن‌ها در دو روش دیگر است در نتیجه این روش

**جدول 1** مقادیر توابع هدف بهینه‌سازی معکوس دوهدفه بدست آمده توسط الگوریتم جستجوی گرانشی

**Table 1** Objective functions values of two-objective inverse optimization using gravitational search algorithm

| | تابع هدف 2 | تابع هدف 1 |
|---|---|---|
| ایرفویل بهینه 1 | $1.0611\times 10^{-3}$ | $3.3421\times 10^{-5}$ |
| ایرفویل بهینه 2 | $4.0082\times 10^{-5}$ | $3.6876\times 10^{-4}$ |
| ایرفویل بهینه 3 | $9.9587\times 10^{-6}$ | $2.3026\times 10^{-3}$ |
| ایرفویل بهینه 4 | $9.3172\times 10^{-6}$ | $5.2793\times 10^{-4}$ |
| ایرفویل بهینه 5 | $5.1204\times 10^{-5}$ | $6.8115\times 10^{-5}$ |
| ایرفویل بهینه 6 | $6.1502\times 10^{-6}$ | $3.6485\times 10^{-4}$ |

**جدول 2** مقادیر برآ و پسای ایرفویل‌های حاصل از الگوریتم جستجوی گرانشی معکوس دوهدفه

**Table 2** Lift and drag values of airfoils using two-objective inverse gravitational search algorithm

| | پسا | برآ |
|---|---|---|
| ایرفویل NACA0012(ایرفویل هدف) | 0.0377726 | 0.482305 |
| ایرفویل بهینه 1 | 0.0388341 | 0. 482338 |
| ایرفویل بهینه 2 | 0.0377329 | 0. 482673 |
| ایرفویل بهینه 3 | 0.0377654 | 0. 484807 |
| ایرفویل بهینه 4 | 0.0377636 | 0. 481777 |
| ایرفویل بهینه 5 | 0.0378242 | 0. 482373 |
| ایرفویل بهینه 6 | 0.0377668 | 0. 485953 |

**جدول 3** ثوابت بکار رفته در الگوریتم‌های جستجوی گرانشی و بهینه‌سازی جمعیت ذرات

**Table 3** Constants used in gravitational search algorithm and swarm particle optimization algorithm

| روش جستجوی گرانشی | | روش جمعیت ذرات | | |
|---|---|---|---|---|
| $\alpha$ | $G_0$ | $R_\mathrm{p}$ | $\omega$ | $\varphi$ |
| 0.1 | 0.5 | 1.6 | 1.6 | 0.4 |

دسته ایرفویل‌های مناسب‌تری را نسبت به دو روش دیگر در اختیار قرار می‌دهد. تعداد ایرفویل‌های بدست آمده توسط الگوریتم‌های جستجوی گرانشی و جمعیت ذرات به ترتیب برابر 82 و 47 بوده و مدت زمان اجرای حل مجموعه‌ی بهینه‌ساز با استفاده از الگوریتم دوهدفه جستجوی گرانشی(MOGSA) برابر 43 ساعت و 48 دقیقه و برای جمعیت ذرات(MOPSO) 41 ساعت و 12 دقیقه می‌باشد. جدول 5 (آورده شده در پیوست) نشان دهنده‌ی مقادیر توابع هدف بدست آمده از روش جستجوی گرانشی برای 82 ایرفویل حاصل می‌باشد. ممان پیچشی یکی دیگر از فاکتورهای عملکرد ایرفویل محسوب می‌شود که بیانگر مقدار کل گشتاور وارد شده به ایرفویل حول مرکز آیرودینامیکی است و با $C_\mathrm{m}$ نمایش داده می‌شود[21]. شکل 5 بیانگر تغییرات $C_\mathrm{m}$ نسبت به $C_\mathrm{l}/C_\mathrm{d}$ برای این 82 ایرفویل می‌باشد. با توجه به این شکل، برای ایرفویل‌های قرار گرفته بر روی منحنی پرتو حاصل از بهینه‌سازی کار حاضر(شکل 4)، در ایرفویل‌های دارای نسبت برآ به پسای بیشتر، ضریب ممان پیچشی کاهش می‌یابد. دو نمونه از هندسه ایرفویل‌های بدست آمده که دارای بیشترین برآ و کمترین پسا در بین سایر ایرفویل‌های حاصل از روش MOGSA بوده، در شکل 6 آمده است. این دو ایرفویل، ایرفویل‌های اول و 82 اُم بوده که موقعیت آن‌ها روی جبهه‌ی پرتو

در شکل 4 نشان داده شده است.

شکل‌های 7 و 8 به ترتیب توزیع فشار حول ایرفویل‌های بهینه با بیشترین برآ و کمترین پسا را نشان می‌دهند. وجود موج ضربه‌ای برای ایرفویل بهینه مناسب نمی‌باشد. همانطور که در شکل‌های 7 و 8 مشاهده می‌شود امواج ضربه‌ای در انتهای ایرفویل قرار گرفته که باعث عملکرد بهتر ایرفویل تحت شرایط جریان می‌شود. همچنین تقارن هندسی ایرفویلی که دارای بیشترین برآ بوده (شکل 7)، بیشتر از ایرفویلی است که دارای کمترین پسا می‌باشد (شکل 8).

**جدول 4** محدوده پارامترهای کنترلی تولید هندسه به روش پارسس

**Table 4** Limitation of Control parameters of shape production using parsec method

| $r_{le}$ | $X_{up}$ | $Z_{up}$ | $X_{lo}$ | $Z_{lo}$ | $Z_{xxup}$ | $Z_{xxlo}$ | $\alpha_{TE}$ | $\beta_{TE}$ | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 0.08 | 0.6 | 0.1 | 0.7 | 0.06 | -0.01 | 0.3 | 0.01 | 0.5 | حد بالایی |
| 0.05 | 0.1 | 0.02 | 0.1 | -0.04 | -1.2 | -1 | -0.15 | 0 | حد پایینی |

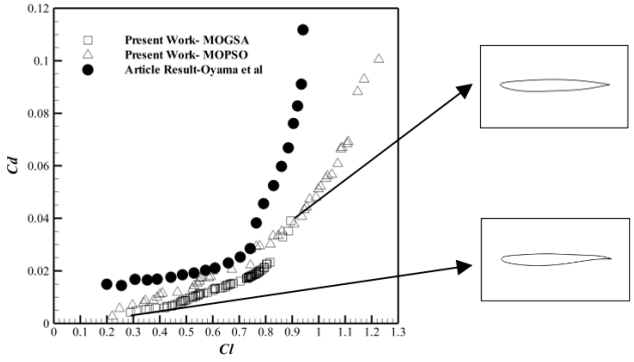


**Fig. 4** Comparison of different methods results for two-objective direct optimization of airfoil

**شکل 4** مقایسه نتایج روش‌های مختلف به منظور بهینه‌سازی مستقیم دوهدفه ایرفویل

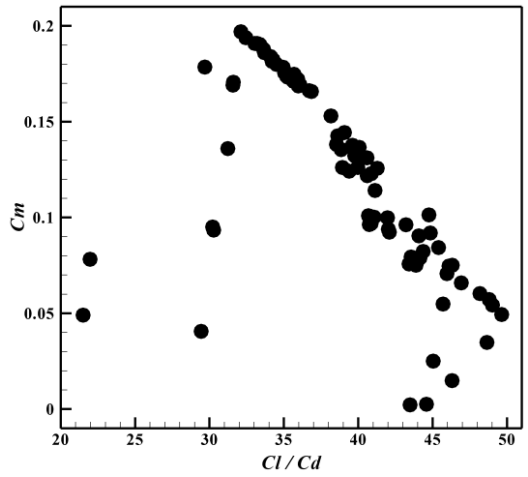


**Fig. 5** Changes of pitching moment coefficient compared to proportion of lift coefficient to drag coefficient for the 82 optimized airfoils(with lift and drag objective functions) using gravitational search algorithm

**شکل 5** تغییرات ممان پیچشی نسبت به ضریب برآ به پسا برای 82 ایرفویل بهینه( با توابع هدف برآ و پسا) حاصل از الگوریتم جستجوی گرانشی

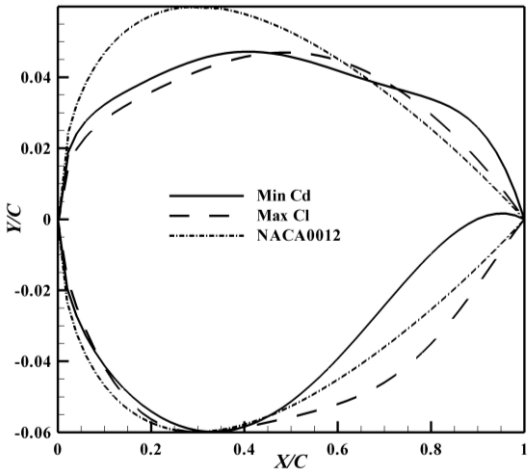


**Fig. 6** Two samples of optimized airfoils obtained using MOGSA

**شکل 6** دو نمونه از ایرفویل‌های بهینه بدست آمده توسط روش MOGSA

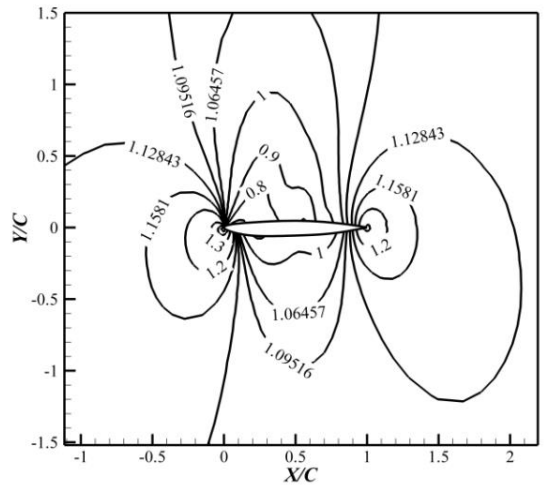


**Fig. 7** Pressure contours distribution around optimized airfoil with maximum lift using MOGSA $\alpha = 2$ , $M_\infty = 0.8$ , $Re_\infty = 10^6$

**شکل 7** توزیع خطوط فشار ثابت حول ایرفویل بهینه با بیشترین برآ توسط MOGSA $\alpha = 2$ , $M_\infty = 0.8$ , $Re_\infty = 10^6$

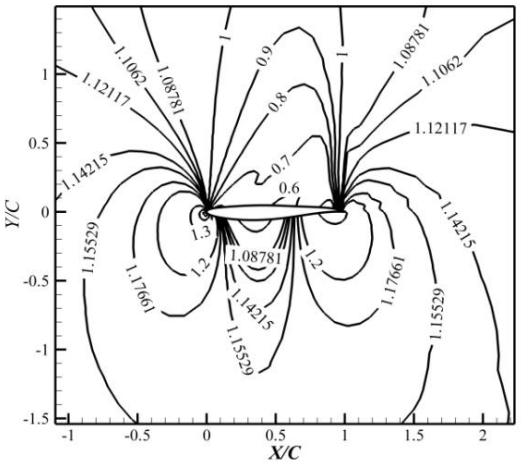


**Fig. 8** Pressure contours distribution around optimized airfoil with minimum drag using MOGSA $\alpha = 2$ , $M_\infty = 0.8$ , $Re_\infty = 10^6$

**شکل 8** توزیع خطوط فشار ثابت حول ایرفویل بهینه با کمترین پسا توسط MOGSA $\alpha = 2$ , $M_\infty = 0.8$ , $Re_\infty = 10^6$

## 6- نتیجه‌گیری

در کار حاضر از الگوریتم‌های جستجوی گرانشی (برای اولین بار) و جمعیت ذرات به همراه روش تولید هندسه پارسس به منظور بهینه‌سازی دوهدفه هندسه ایرفویل استفاده شد. معادلات تراکم‌پذیر دو بعدی ناویر-استوکس به همراه مدل اسپالارت-آلماراس برای شبیه‌سازی جریان مغشوش مورد استفاده قرار گرفت. کارایی و صحت مجموعه‌های بهینه‌ساز با بهینه‌سازی معکوس و مستقیم دوهدفه مورد بررسی قرار گرفته و نتایج زیر حاصل شد:

1. نتایج بهینه‌سازی معکوس حاکی از عملکرد خوب مجموعه‌ی بهینه‌ساز می‌باشد.

2. بهینه‌سازی مستقیم دوهدفه خانواده ایرفویل‌ها با استفاده از دو الگوریتم جستجوی گرانشی و جمعیت ذرات با توابع هدف کمینه و بیشینه‌ی ضرایب پسا و برآ (جبهه‌ی پرتو) حاکی از عملکرد بهتر روش بهینه سازی دوهدفه جستجوی گرانشی به منظور بهینه‌سازی ایرفویل می‌باشد.

3. روش MOGSA مدت زمان بیشتری را نسبت به روش MOPSO صرف بهینه‌سازی می‌کند.

4. در نهایت می‌توان این طور نتیجه گرفت که الگوریتم جستجوی گرانشی برای بهینه‌سازی دوهدفه آیرودینامیکی (به همراه روش تولید هندسه پارسس)، بهتر از روش جمعیت ذرات عمل کرده و می‌توان از آن به عنوان روشی قدرتمند و کارا در مسائل آیرودینامیکی استفاده نمود.

## 7- فهرست علائم

| | |
|---|---|
| $a$ | شتاب، $(\frac{m}{s^2})$ |
| $D$ | جمله‌ی چشمه‌ی مدل مغشوش، (بی بعد) |
| $Dr$ | نیروی پسا، (N) |
| $E$ | مجموع انرژی درونی و جنبشی، (J) |
| $F$ | نیرو، (N) |
| $G_0$ | ثابت جهانی گرانش، $(\frac{m^3}{kgs^2})$ |
| $gbest$ | بهترین ذره کلی |
| L | نیروی برآ، (N) |
| $m_i(t)$ | برازندگی ذره $i$ در تکرار $t$ ام، (بی بعد) |
| $M_i(t)$ | مقدار نسبی برازندگی هر ذره، (بی بعد) |
| $M_\infty$ | عدد ماخ |
| $P$ | فشار استاتیک، $(\frac{N}{m^2})$ |
| $pbest$ | بهترین ذره محلی |
| $q$ | شار حرارتی، $(\frac{W}{m^2})$ |
| rand | عدد تصادفی |
| Re | عدد رینولدز |
| $Rep$ | عضو مخزن |
| t | شمارنده تکرار |
| TD | ضریب پسای ایرفویل هدف، (بی بعد) |
| TL | ضریب برآی ایرفویل هدف، (بی بعد) |
| $u$ | مولفه سرعت افقی، $(\frac{m}{s})$ |
| $v$ | مولفه سرعت عمودی، $(\frac{m}{s})$ |
| $X_i$ | مکان نسبت داده شده به هر ذره، (m) |

علائم یونانی

| | |
|---|---|
| $\alpha$ | زاویه حمله جسم، (درجه) |
| $\alpha_{TE}$ | زاویه جهت لبه‌ی انتهایی ایرفویل، (درجه) |
| $\beta_{TE}$ | زاویه پهنای انتهایی ایرفویل، (درجه) |
| $\mu$ | برازندگی هر ذره |
| $\hat{v}$ | متغیر میانی لزجت سینماتیکی مغشوش، $(\frac{m^2}{s})$ |
| $\rho$ | چگالی، $(\frac{kg}{m^3})$ |
| $\tau_{xx}$ | تنش عمودی در جهت x، $(\frac{kg}{ms^2})$ |
| $\omega$ | ضریب وزنی |

بالانویس‌ها

| | |
|---|---|
| $d$ | بعد مسئله |
| $n$ | تعداد بعد مسئله |

زیرنویس‌ها

| | |
|---|---|
| $i$ | شمارنده |
| $j$ | شمارنده |

## 8- پیوست

معادلات برای سطح بالای ایرفویل:

$$\frac{\left(1+\left(\frac{dZ}{dX}\right)^2_{X=0}\right)^{\frac{3}{2}}}{\left(\frac{d^2Z}{dX^2}\right)_{X=0}} = r_{le} \quad (35)$$

$$Z(X_{up}) = Z_{up} \quad (36)$$

$$\left(\frac{dZ}{dX}\right)_{X=X_{up}} = 0 \quad (37)$$

$$\left(\frac{d^2Z}{dX^2}\right)_{X=X_{up}} = Z_{xxup} \quad (38)$$

$$Z(1) = Z_{TE} + \frac{1}{2}\Delta Z_{TE} \quad (39)$$

$$\left(\frac{dZ}{dX}\right)_{X=1} = tan(\alpha_{TE} - \frac{1}{2}\beta_{TE}) \quad (40)$$

معادلات برای سطح پایین ایرفویل:

$$\frac{\left(1+\left(\frac{dZ}{dX}\right)^2_{X=0}\right)^{\frac{3}{2}}}{\left(\frac{d^2Z}{dX^2}\right)_{X=0}} = -r_{le} \quad (41)$$

$$Z(X_{lo}) = Z_{lo} \quad (42)$$

$$\left(\frac{dZ}{dX}\right)_{X=X_{lo}} = 0 \quad (43)$$

$$\left(\frac{d^2Z}{dX^2}\right)_{X=X_{lo}} = Z_{xxlo} \quad (44)$$

$$Z(1) = Z_{TE} - \frac{1}{2}\Delta Z_{TE} \quad (45)$$

$$\left(\frac{dZ}{dX}\right)_{X=1} = \tan(\alpha_{TE} + \frac{1}{2}\beta_{TE}) \quad (46)$$

**جدول 5** مقادیر برآ و پسای 82 ایرفویل حاصل از الگوریتم جستجوی گرانشی دوهدفه

**Table 5** Lift and drag values of 82 airfoils using two-objective gravitational search algorithm

| شماره ایرفویل | پسا | برآ |
|---|---|---|
| 1 | 0.049091 | 0.3121011 |
| 2 | 0.0041925 | 0.2892952 |
| 3 | 0.0053332 | 0.3472603 |
| 4 | 0.0054861 | 0.3594989 |
| 5 | 0.0057441 | 0.3835797 |
| 6 | 0.0059127 | 0.4165909 |
| 7 | 0.0062968 | 0.4248326 |
| 8 | 0.0086113 | 0.4879489 |
| 9 | 0.0065579 | 0.4284346 |
| 10 | 0.0068151 | 0.4482966 |
| 11 | 0.0065805 | 0.4437697 |
| 12 | 0.0086289 | 0.4885976 |
| 13 | 0.0088669 | 0.4982906 |
| 14 | 0.0085101 | 0.4829057 |
| 15 | 0.0080461 | 0.4816365 |
| 16 | 0.0075706 | 0.4678555 |
| 17 | 0.0071974 | 0.4589334 |
| 18 | 0.0080064 | 0.4771493 |
| 19 | 0.0085474 | 0.4878410 |
| 20 | 0.0104801 | 0.5360591 |
| 21 | 0.0093571 | 0.5047808 |
| 22 | 0.0097643 | 0.5130222 |
| 23 | 0.0103561 | 0.5356398 |
| 24 | 0.0087968 | 0.4949555 |
| 25 | 0.0101166 | 0.5267453 |
| 26 | 0.0097901 | 0.5226365 |
| 27 | 0.0108202 | 0.5432127 |
| 28 | 0.0109524 | 0.5470157 |
| 29 | 0.0112355 | 0.5479866 |
| 30 | 0.0114051 | 0.5551655 |
| 31 | 0.0113475 | 0.5525331 |
| 32 | 0.0011837 | 0.5798311 |
| 33 | 0.0125731 | 0.5995600 |
| 34 | 0.0133710 | 0.6105102 |
| 35 | 0.0132255 | 0.6082991 |
| 36 | 0. 0130612 | 0.6060420 |
| 37 | 0.0135466 | 0.6346378 |
| 38 | 0.0145961 | 0.6572688 |
| 39 | 0.0145638 | 0.6526341 |
| 40 | 0.0150936 | 0.6681375 |
| 41 | 0.0138929 | 0.6475128 |
| 42 | 0.0134923 | 0.6280863 |
| 43 | 0.0114278 | 0.5653728 |
| 44 | 0.0153023 | 0.6771692 |
| 45 | 0.0143546 | 0.6487751 |
| 46 | 0.0149193 | 0.6648260 |
| 47 | 0.0148879 | 0.6644264 |
| 48 | 0.0182180 | 0.7478254 |
| 49 | 0.0161256 | 0.7042311 |
| 50 | 0.0180001 | 0.7445632 |
| 51 | 0.0174611 | 0.7347934 |
| 52 | 0.0225885 | 0.8027150 |
| 53 | 0.0211515 | 0.7928659 |
| 54 | 0.0196515 | 0.7727256 |
| 55 | 0.0227014 | 0.8051478 |
| 56 | 0.0226475 | 0.8040695 |
| 57 | 0.0232976 | 0.8161467 |
| 58 | 0.0213576 | 0.7959086 |
| 59 | 0.0204865 | 0.7858964 |
| 60 | 0.0173712 | 0.7327843 |
| 61 | 0.0176219 | 0.7349944 |
| 62 | 0.0171039 | 0.7270304 |
| 63 | 0.0176657 | 0.7365267 |
| 64 | 0.0179278 | 0.7428679 |
| 65 | 0.0171503 | 0.7286977 |
| 66 | 0.0178126 | 0.7393818 |
| 67 | 0.0187957 | 0.7604886 |
| 68 | 0.0329891 | 0.8644376 |
| 69 | 0.0195061 | 0.7721658 |
| 70 | 0.0202702 | 0.7796584 |
| 71 | 0.0185544 | 0.7540801 |
| 72 | 0.0211783 | 0.7932891 |
| 73 | 0.0182554 | 0.7507365 |
| 74 | 0.0197198 | 0.7745333 |
| 75 | 0.0181409 | 0.7457713 |
| 76 | 0.0192063 | 0.7671894 |
| 77 | 0.0390322 | 0.8947517 |
| 78 | 0.0198884 | 0.7762307 |
| 79 | 0.0187051 | 0.7597714 |
| 80 | 0.0178875 | 0.7414495 |
| 81 | 0.0351093 | 0.8852301 |
| 82 | 0.0189809 | 0.7644218 |

## 9- مراجع

[1] A. Jameson, Computational Aerodynamics for Aircraft Design, *Science*, Vol. 245, No. 4916, pp. 361-371, 1989.

[2] Z. Zhang, K.Y. Lum, Airfoil Optimization Design of Drag Minimization with Lift Constraint using Adjoint Equation Method, *44th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit*, Reno, United States, January 9-12, 2006.

[3] S. Kim, J. J. Alonso, A. Jameson, Design Optimization of high–lift Configurations using a Viscous Continuous Adjoint Method, *40th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit*, Reno, United States, January 14-17, 2002.

[4] M. Nemec, D. W. Zingg, T. H. Pulliam, Multipoint and multi-objective aerodynamic shape optimization, *AIAA journal*, Vol. 42, No. 6, pp. 1057-1065, 2004.

[5] S. D'Angelo, E. A. Minisci, Multi-Objective Evolutionary Optimization of Subsonic Airfoils by Kriging Approximation and Evolution Control, *The 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Edinburgh, United Kingdom, September 2-5, 2005.

[6] H. Li, J. Stewart, R. Figliola, Exergy based design methodology for airfoil shape optimization and wing analysis, *25th international congress of the aeronautical sciences*, Hamburg, Germany, September 3-8, 2006.

[7] A. Oyama, T. Nonomura, K. Fujii, Data mining of Pareto-optimal transonic airfoil shapes using proper orthogonal decomposition, *Journal of Aircraft*, Vol. 47, No. 5, pp. 1756-1762, 2010.

[8] R. Ma, B. Zhong, P. Liu, W. Wang, Multi-objective optimization design of low-Reynolds-number airfoil in Near Space, *3rd International Symposium on Systems and Control in Aeronautics and Astronautics (ISSCAA)*, Harbin, China, June 8-10, 2010.

[9] R. Carrese, H. Winarto, J. Watmuff, U. J. Wickramasinghe, Benefits of Incorporating Designer Preferences Within a Multi-Objective Airfoil Design Framework, *Journal of Aircraft*, Vol. 48, No. 3, pp. 832-844, 2011.

[10] J. M. Oliver, T. Kipouros, A. M. Savill, *A self-adaptive genetic algorithm applied to multi-objective optimization of an airfoil*, E. Tantar, A. A. Tantar, P. D. Moral, P. Bouvry, P. Legrand, C. A. Coello, O. Schutze (Eds.), *EVOLVE-A Bridge between Probability, Set Oriented Numerics, and Evolutionary Computation IV*, Vol. 227, pp. 261-276, Berlin: Springer, 2013.

[11] A. Nejat, P. Mirzabeygi, M. S. Panahi, Airfoil shape optimization using improved Multiobjective Territorial Particle Swarm algorithm with the objective of improving stall characteristics, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 49, No. 6, pp. 953-967, 2014.

[12] S.M. Mortazavi, M.R. Soltani, H. Motieyan, A Pareto optimal multiobjective optimization for a horizontal axis wind turbine blade airfoil sections utilizing exergy analysis and neural networks, *Journal of Wind Engineering and Indusrial Aerodynamics*, Vol. 136, No. 1, pp.62-72, 2015.

[13] S. Koziel, Y. A. Tesfahunegn, L. Leifsson, Expedited constrained multi-objective aerodynamic shape optimization by means of physics-based surrogates, *Applied Mathematical Modelling*, Vol. 40, No. 15, pp. 7204-7215, 2016.

[14] E. Rashedi, H. Nezamabadipour, S. Saryazdi, A Gravitational Search Algorithm, *Information Sciences*, Vol. 179, No. 13, pp. 2232-2248, 2009.

[15] C. A. C. Coello, G. T. Pulido, M. S. Lechuga, Handling multiple objectives with particle swarm optimization, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 8, No. 3, pp. 256-279, 2004.

[16] F. Jalili, M. Malek Jafarian, A. Safavi Nezhad, Introduction of an

Improved Harmony Search Optimization Algorithm for Investigating of Airfoil Parameterization Methods and Aerodynamics Optimization, *Amirkabir Journal of Science & Research*,Vol. 47, No. 1, pp. 13-31, 2015. (in Persian فارسی)

[17] P. R. Spalart, S. R. Allmaras, A one equation turbulence model for aerodinamic flows, *40th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit*, Reno, United States, January 6-9, 1992.

[18] A. Jameson, W. Schmidt, E. Turkel, Numerical solutions of the Euler equations by finite volume methods using Runge-Kutta time-stepping schemes, *AIAA 14th Fluid and Plasma Dynamic Conference*, Palo Alto, California, June 23-25, 1981.

[19] Z. Baniasadi, H. Nezam Abadi, M. Maghfouri, Improved Multi-Objective Gravitational Search Algorithm, *15th National Computer Conference*, Tehran, Iran, February 20-22, 2010. (in Persian فارسی)

[20] S. Tabatabaei, A new gravitational search optimization algorithm to solve single and multiobjective optimization problems, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, Vol. 26, No. 2, pp. 993-1006, 2014.

[21] *Airfoils and wings*, Accessed on 14 March 2017; http://www.dept.aoe.vt.edu/~lutze/AOE3104/airfoilwings.pdf