



توسعه دو الگوریتم تکاملی ترکیبی و ارزیابی کارکرد آن‌ها در حل مسائل طراحی شکل در مکانیک سیالات

علی جودکی^{۱*} و علی اشرفی زاده^۲

^۱ دانشجوی دکتری مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

^۲ دانشیار، دانشکده مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۰۳/۱۹؛ تاریخ بازنگری: ۱۳۹۳/۱۰/۱۸؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۰۲/۱۳

چکیده

مسائل طراحی شکل به طور عام، و مسائل طراحی معکوس به عنوان زیر گروهی از این مسائل، اغلب از طریق روش‌های بهینه‌یابی و الگوریتم‌های تکاملی حل می‌شوند. در این مقاله از الگوریتم بهینه‌یابی ژنتیک و الگوریتم بهینه‌یابی توده ذرات و همچنین دو گونه متفاوت الگوریتم ترکیبی آن دو استفاده شده است. این چهار الگوریتم برای چند مسئله طراحی معکوس به کار رفته‌اند و نتایج نشان می‌دهند که ترکیب الگوریتم‌های ژنتیک و توده ذرات نرخ همگرایی را در روش‌های طراحی افزایش می‌دهد. در قسمت مسائل طراحی، هم مسئله جریان داخلی و هم جریان بیرونی انتخاب شده است. علاوه بر آن نقطه مینیمم کلی چند تابع تست بهینه‌یابی مشهور توسط این الگوریتم‌ها به دست آمده است. هنگامی که از الگوریتم‌های ترکیبی استفاده می‌شود تا ۳۰ درصد افزایش در سرعت همگرایی در میان این مسائل بهینه‌یابی عددی مشاهده می‌گردد. همچنین نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم‌های ترکیبی نسبت به الگوریتم‌های پایه قادر هستند که به نقطه بهینه نزدیکتر شوند.

کلمات کلیدی: دست طراحی شکل؛ الگوریتم ژنتیک؛ الگوریتم توده ذرات؛ الگوریتم ترکیبی.

Development and evaluation of two hybrid shape design algorithms in fluid mechanics

A. Joodaki^{1,*} and A. Ashrafizadeh²

¹ Ph.D. Candidate, Faculty of Mechanical Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

² Assoc. Prof., Faculty of Mechanical Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

Abstract

Shape design problems, in general, and inverse design problems, in particular, are often solved via optimization techniques. Evolutionary algorithms provide robust and efficient solution methods for such problems. This paper focuses on the application of genetic algorithms (GA), particle swarm optimization (PSO), and two hybrid variants of GA and PSO. Performance of these optimization methods in the solution of inverse design problems is examined and it is shown that hybridization of GA and PSO can be used to improve the convergence rate of the iterative design procedure. Global Minimums of a number of well known optimization test functions are found by the proposed hybrid algorithms and the solutions of both internal and external flow inverse design problems are discussed. Up to 30% speed up is observed in the numerical test cases when the hybrid methods are employed and it is also shown that hybrid methods can get closer to the optimum solution as compared to either GA or PSO.

Keywords: Shape design; Genetic algorithm; Particle swarm optimization; Hybrid algorithms.

۱- مقدمه

به مسائلی از مکانیک سیالات که هدف، هم محاسبه میدان جریان و هم شکل سطح جسم باشد به طوری که قیده‌های طراحی برآورده شوند، مسائل طراحی شکل گفته می‌شود. هنگامی که هدف دستیابی به توزیع فشار سطح و یا توزیع سرعت مماسی جریان روی سطح در حالت جریان ایده‌آل باشد، مسئله به طراحی شکل معکوس یا به طور خلاصه طراحی معکوس مشهور است [۱].

برای حل این نوع مسائل، روش‌های مختلفی ارائه شده است. در این میان روش‌های بهینه‌یابی از اقبال بیشتری برخوردار بوده‌اند. در این روش‌ها یک تابع هدف تعریف می‌شود و مینیمم این تابع با قید برآورده شدن معادلات حاکم بر جریان محاسبه می‌گردد. مینیمم می‌تواند از طریق محاسبات گرادیانی تابع هدف نسبت به متغیرهای طراحی به دست آید [۲]. البته چون محاسبات گرادیانی اغلب پیچیده و زمان‌بر هستند، تلاش‌هایی برای ساده‌سازی و کم هزینه‌تر کردن روش‌های مبتنی بر گرادیان‌ها صورت گرفته است که برای مثال می‌توان به روش‌های مبتنی بر معادلات الحاقی و تئوری کنترلی اشاره کرد [۳].

پاسخ بهینه همچنین می‌تواند از الگوریتم‌های تکراری همچون الگوریتم‌های تکاملی جستجو شود. در میان الگوریتم‌های تکاملی، الگوریتم ژنتیک از مقبولیت بالایی برخوردار است. الگوریتم ژنتیک یک روش جستجوی تصادفی است که از قوانین ژنتیک در طبیعت همچون انتخاب و تکامل الهام گرفته است. الگوریتم نقاط مختلف فضای جستجو را به طور موازی جستجو می‌کند و این خود باعث می‌شود که اسیر نقاط بهینه محلی نشود. اما علیرغم مزایای زیاد آن، عموماً هزینه محاسباتی سنگینی دارد. در مسائلی که به منظور ارزیابی تابع هدف، محاسبات عددی زیاد و پیچیده انجام می‌شود، همچون محاسبات دینامیک سیالات کاربردی، مدت زمان حل بالای این الگوریتم بیشتر نمود پیدا می‌کند. به همین منظور روش‌های مختلفی برای توسعه الگوریتم ژنتیک در مسائل پیچیده همچون مسائل CFD پیشنهاد شده است، همچون استفاده از عملگرهای ژنتیکی پیشرفته [۴ و ۵] و یا پردازش موازی [۶ و ۷].

یکی دیگر از روش‌های تکاملی - تصادفی که همچون الگوریتم ژنتیک جمعیت محور است، الگوریتم بهینه‌یابی توده

ذرات است که توسط ابرهارت و کندی پیشنهاد شد [۸]. این الگوریتم هوشمند از رفتار دسته جمعی پرندگان و ماهی‌ها الهام گرفته شده است. در این الگوریتم، هر عضو در جمعیت، که اصطلاحاً به آن ذره اطلاق می‌گردد، در یک فضای جستجوی چند بعدی حرکت می‌کند و در هر گام موقعیت خود را بر اساس موقعیت قبلی خود و بهترین موقعیتی که تا لحظه فعلی کسب کرده است و همچنین بهترین موقعیتی که توسط بقیه ذرات به دست آمده است، به روز می‌کند. هر چند الگوریتم توده ذرات برای طیف زیادی از مسائل مهندسی به کار رفته، اما در حوزه مسائل بهینه‌یابی سیالات بسیار کم مورد استفاده قرار گرفته است [۹-۱۱] و این در حالی است که نتایج قابل قبولی از استفاده از این الگوریتم ثبت شده است. یک مشکل جدی در استفاده از این الگوریتم، همگرایی زودرس است. تلاش‌هایی برای رفع آن نیز صورت گرفته است. برای نمونه، وانگ و همکارانش^۱ [۱۰] از یک ضریب نوسانی در معادله اصلاح موقعیت ذره در مسئله طراحی شکل ایرفویل استفاده کردند و یک افزایش سرعت همگرایی را گزارش نمودند. هانگ و همکارانش^۲ [۱۱] مقطع هیدروفویل را از طریق الگوریتم توده ذرات توسعه یافته، بهینه‌یابی کردند. در الگوریتم آن‌ها ضرایب وزنی مربوط به تاثیر هر جمله در معادله سرعت بر اساس یک فرمولاسیون، دائماً در حال تغییر است.

موضوع ترکیب الگوریتم‌های بهینه‌یابی برای دستیابی به مشخصات همگرایی بهتر یک بحث تازه نیست. در این زمینه می‌توان ترکیب الگوریتم‌های تکاملی و روش‌های گرادیانی [۱۲] و الگوریتم‌های تکاملی و شبکه عصبی مصنوعی [۱۳] را نام برد. پژوهش‌هایی در زمینه ترکیب الگوریتم ژنتیک و الگوریتم توده ذرات در حوزه مسائل مینیمم‌یابی توابع پیچیده ریاضی صورت گرفته است [۱۴-۱۷]. نتایج این پژوهش‌ها نشان می‌دهد که این عملیات ترکیب روشی موثر برای افزایش مشخصه‌های همگرایی هر دو الگوریتم است. در این مقاله دو طرح متفاوت برای ترکیب الگوریتم ژنتیک و توده ذرات معرفی شده است و از آن‌ها برای چند مسئله طراحی شکل آئرودینامیکی استفاده شده است. نتایج به

¹ Wang² Huang

۳- الگوریتم توده ذرات

الگوریتم توده ذرات توسط ابرهات^۳ و کندی^۴ در سال ۱۹۹۵ معرفی شد [۸]. این الگوریتم یک تکنیک جستجوی مبتنی بر جمعیت است که با یک جمعیت تصادفی از پاسخ‌ها کار خود را شروع می‌کند. به هر کدام از این پاسخ‌ها ذره نیز گفته می‌شود. در این الگوریتم هر پاسخ همچون یک پرنده در فضای جستجوی خود است. در همین راستا برای هر ذره دو مشخصه تعریف می‌شود، موقعیت و جابجایی. تغییر موقعیت ذره از یک تکرار تا تکرار بعد را جابجایی یا سرعت ذره می‌گویند. فرض کنید موقعیت و سرعت ذره i ام در تکرار t ام الگوریتم به ترتیب با $X_i(t)$ و $V_i(t)$ نمایش داده شوند. اگر هر ذره دارای d بعد باشد (یعنی تعداد متغیرهای طراحی d باشد)، موقعیت ذره را می‌توان به صورت $X_i(t) = (x_{i,1}^t, x_{i,2}^t, \dots, x_{i,d}^t)$ هم نوشت. بهترین موقعیت ذره i ام نیز از ابتدا تا تکرار t را به صورت $X_{i,p}(t) = (x_{i,p,1}^t, x_{i,p,2}^t, \dots, x_{i,p,d}^t)$ و بهترین موقعیت در میان همه ذرات دسته را به صورت $X_g(t) = (x_{g,1}^t, x_{g,2}^t, \dots, x_{g,d}^t)$ نمایش داده می‌شود. سرعت ذره را نیز می‌توان به صورت $V_i(t) = (v_{i,1}^t, v_{i,2}^t, \dots, v_{i,d}^t)$ نشان داد. موقعیت جدید هر ذره در طی یک تکرار از طریق رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (1)$$

که:

$$V_i(t+1) = V_i(t) + c_1 \cdot r_1 (X_{i,p}(t) - X_i(t)) + c_2 \cdot r_2 (X_g(t) - X_i(t)) \quad (2)$$

در رابطه ۲، c_1 و c_2 دو عدد ثابت و مثبت هستند که به آن‌ها ضرایب شتاب اطلاق می‌گردد. r_1 و r_2 اعداد تصادفی هستند که در بازه $[0, 1]$ انتخاب می‌شوند. واضح است که c_1 میزان تاثیرپذیری بردار سرعت از بهترین موقعیت قبلی ذره و c_2 میزان تاثیرپذیری از بهترین ذره درون دسته را تعیین می‌کند. مفهوم بردار سرعت و نقش هر جمله در رابطه ۲ نیز به صورت شماتیک در شکل ۲ نشان داده شده است.

در این مقاله برای افزایش سرعت همگرایی الگوریتم از معادله کلرک^۵ [۲۱] برای معادله سرعت استفاده شده است:

دست آمده از الگوریتم‌های ترکیبی با نتایج الگوریتم‌های پایه نیز مقایسه شده است. الگوریتم‌های ترکیبی افزایش در دقت پاسخ‌ها را تا ۶۱/۲٪ در مسئله نازل جریان ایده‌آل و ۱۷/۴٪ در مسئله ایرفویل جریان ایده‌آل نشان دادند. به طور متوسط سرعت همگرایی نیز تا ۱۵٪ افزایش پیدا می‌کند.

۲- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک توسط هالند^۱ [۱۸] معرفی شد و بعد از آن توسط گلدبرگ^۲ [۱۹] توسعه یافت. الگوریتم ژنتیک کار خود را با یک مجموعه از پاسخ‌های تصادفی، که به آن جمعیت اطلاق می‌گردد، شروع می‌کند. به هر پاسخ یک کروموزوم گفته می‌شود. هر کروموزوم معمولاً به شیوه‌های مختلفی همچون دودویی و یا حقیقی کدگذاری می‌شود. روش کدگذاری معمولاً بر اساس نوع مسئله و کاربرد آن انتخاب می‌شود. جودگی و همکارانش [۲۰] نشان دادند که الگوریتم ژنتیک پیوسته همگرایی بهتری نسبت به الگوریتم دودویی در حل مسائل طراحی شکل سطح جریان از خود نشان می‌دهد. به همین منظور در اینجا از کدگذاری حقیقی استفاده شده است. مقدار صلاحیت یا ارزش هر پاسخ از طریق جایگذاری آن در تابع هدف تعیین می‌شود. به محض تکمیل شدن ارزیابی، از میان کروموزوم‌های با نمره ارزیابی بهتر، به شیوه خاصی تعدادی به منظور انجام عملگرهای ژنتیکی همچون ادغام و جهش انتخاب می‌شوند. در عملگر ادغام دو کروموزوم با اشتراک بخشی از ساختمان خود میان یکدیگر، دو کروموزوم جدید تشکیل می‌دهند اما در عملگر جهش هر کروموزوم، به تنهایی با یک تغییر کوچک در ساختمان خود یک کروموزوم جدید می‌سازد. بهترین کروموزوم هر نسل بدون هیچ تغییری وارد نسل بعد می‌شود. به این عملگر نخبه‌گرایی گفته می‌شود. بعد از انجام عملگرها و حذف کروموزوم‌های خیلی ضعیف، جمعیت نسل بعدی الگوریتم تشکیل می‌شود. این فرایند تجدید نسل ادامه می‌یابد تا شرط خاتمه تکرار الگوریتم برآورده شود. یک فلوچارت کلی برای الگوریتم ژنتیک در شکل ۱ آمده است.

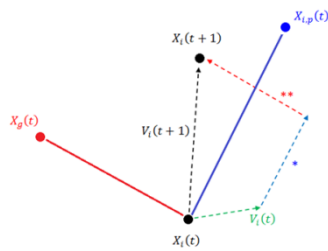
³ Eberhart

⁴ Kennedy

⁵ Clerc

¹ Holland

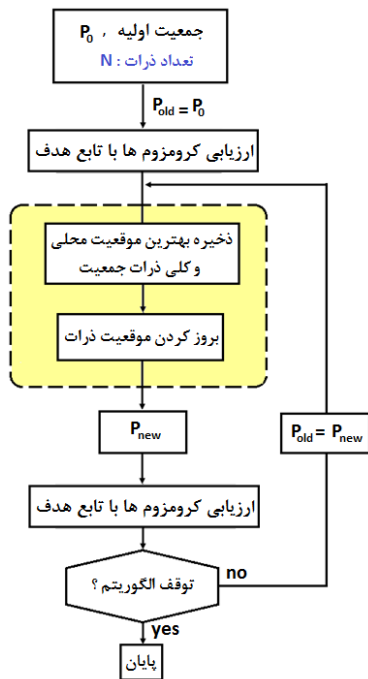
² Goldberg



$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1)$$

$$V_i(t+1) = V_i(t) + c_1 \cdot r_1 (X_{ip}(t) - X_i(t)) + c_2 \cdot r_2 (X_g(t) - X_i(t))$$

شکل ۲- نمایش تغییر موقعیت ذره در الگوریتم توده ذرات



شکل ۳- فلوجارت الگوریتم توده ذرات استفاده شده در این پژوهش

۴- الگوریتم‌های ترکیبی

۴-۱- لزوم ترکیب الگوریتم ژنتیک و الگوریتم توده ذرات

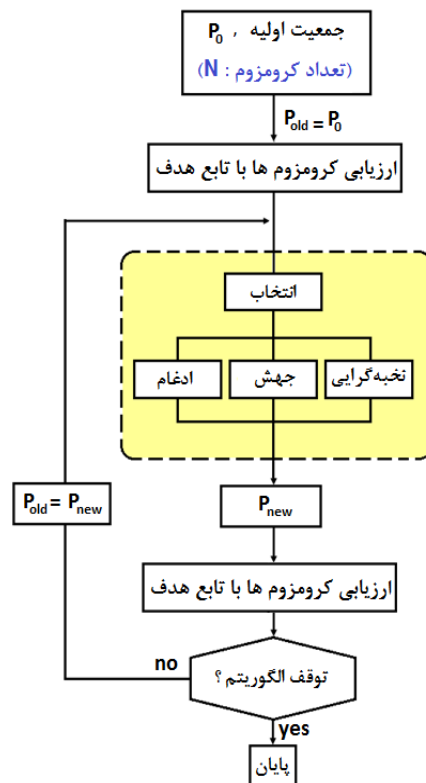
هر دو الگوریتم ژنتیک و توده ذرات الگوریتم‌هایی جمعیت محور هستند که طرفداران و منتقدان خاص خود را دارند.

$$V_i(t+1) = K[V_i(t) + c_1 \cdot r_1 (X_{ip}(t) - X_i(t)) + c_2 \cdot r_2 (X_g(t) - X_i(t))] \quad (3)$$

که ضریب انقباض K از رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$K = \frac{2}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|} \quad (4)$$

که $\varphi = c_1 + c_2$ و انتخاب ضرایب به گونه ای است که $\varphi > 4$ باشد. در این مقاله ضرایب مجهول معادله سرعت به صورت $c_1=2.1, c_2=2.2$ و $\varphi = 4.3$ انتخاب شده است. مقدار سرعت هر ذره مقید به بازه $[-V_{max}, V_{max}]$ می‌شود تا احتمال اینکه یک ذره به بیرون از محدوده فضای جستجو منتقل شود، کاهش یابد. اگر محدوده فضای جستجو را بتوان به صورت بازه $[-X_{max}, X_{max}]$ نشان داد، مقدار V_{max} کسری از X_{max} انتخاب می‌گردد. فلوجارت الگوریتم توده ذرات استفاده شده در شکل ۳ آمده است.



شکل ۱- فلوجارت الگوریتم ژنتیک استفاده شده در این پژوهش

خاتمه الگوریتم ادامه پیدا می‌کند. در حقیقت عملگرهای ژنتیکی کمک می‌کنند که تا از نواحی بهینه محلی خارج شده و همچنین دگرگونی در میان ذرات نیز بیشتر شود.

۲-۴- الگوریتم ترکیبی سری (الگوریتم H2)

در این روش که فلوچارت آن در شکل ۵ آمده است، ابتدا الگوریتم ژنتیک کل جمعیت را دریافت و عملیات اصلاح جمعیت را تا M1 تکرار ادامه می‌دهد تا جمعیت P^* حاصل شود. سپس مجموعه P^* وارد الگوریتم توده ذرات می‌شود و در آن جا نیز به کمک قوانین اصلاح موقعیت ذرات از طریق تعریف بردار سرعت، M2 تکرار اصلاح جمعیت صورت می‌گیرد. این فرایند به همین منوال تا برآورده شدن شرط خاتمه الگوریتم ادامه پیدا می‌کند. در اینجا مقادیر M1 و M2 ثابت و مساوی هم انتخاب شده است. در الگوریتم ترکیبی اول، عملگرهای ژنتیکی به صورت لحظه‌ای در هر تکرار الگوریتم وارد عمل می‌شدند ولی در این الگوریتم، بعد از هر M2 تکرار، وظیفه خود را در جهت حفظ تنوع جمعیت و گریز از بهینه‌های محلی انجام می‌دهند.

۵- توابع تست ریاضی

دو مسئله بهینه‌یابی ریاضی برای مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها انتخاب شده است. این دو تابع ریاضی که در جدول ۱ آمده‌اند، یک مینیمم کلی در مبدا (۰ و ... و ۰) و تعداد فراوانی نقاط مینیمم محلی اطراف آن دارند. تعداد متغیرهای این توابع می‌تواند متنوع باشد که در اینجا ۳۰ متغیر برای هر تابع انتخاب شده است. با توجه به اینکه رسم توابع با ۳۰ متغیر ممکن نمی‌باشد، برای حالت با دو متغیر در شکل ۶ رسم شده‌اند.

شکل‌های ۷ و ۸ نشان می‌دهند که مقدار تابع هدف که همان فاصله نقطه بهینه به دست آمده با مبدا است در الگوریتم‌های ترکیبی بسیار کم شده است. نکته مهم اینکه هم الگوریتم ژنتیک و هم الگوریتم توده ذرات در مسئله اول حتی قادر نیستند همگرایی قابل قبولی به سمت نقطه هدف داشته باشند. علاوه بر همگرایی بهتر الگوریتم‌های ترکیبی، زمان طی شده هر اجرای آنها با الگوریتم‌های پایه تقریباً اختلافی ندارد.

الگوریتم ژنتیک توانمندی بالایی در کاوش همزمان همه فضای جستجو را دارد اما در نزدیک‌تر هر چه بیشتر به نقطه بهینه کلی ضعیف عمل می‌کند. به عبارت دیگر قدرت جستجوی کلی قوی و جستجوی محلی نسبتاً ضعیفی دارد. در آن طرف، الگوریتم توده ذرات قدرت جستجوی محلی بالایی دارد. الگوریتم توده ذرات توانمندی بالایی در حفظ اطلاعات با ارزش تکرارهای قبل خود دارد ولی در عوض در الگوریتم ژنتیک، اطلاعات یک کروموزوم در صورتی که به نسل بعد خود منتقل نشود، از بین می‌رود. الگوریتم توده ذرات اغلب سرعت همگرایی بیشتری دارد اما در بیشتر اوقات گرفتار همگرایی زودرس می‌شود و علت آن این است که دگرگونی در میان ذرات دسته به سرعت در حال زوال است و این موضوع احتمال گرفتاری الگوریتم توده ذرات در نقاط بهینه محلی را بیشتر می‌کند. لذا در اینجا سعی شده است که با ترکیب دو الگوریتم از قدرت جستجوی کلی و محلی قوی همزمان استفاده کرد.

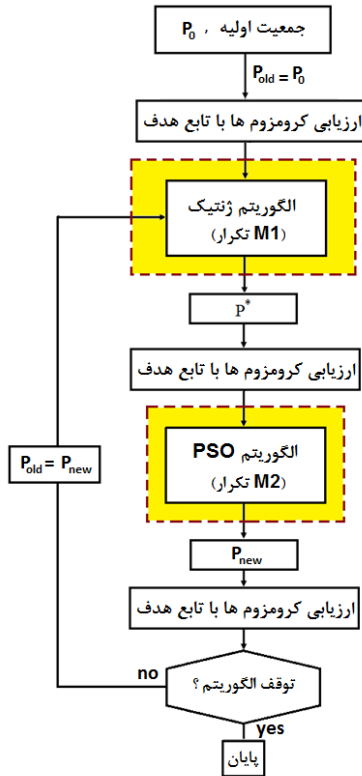
۲-۴- الگوریتم ترکیبی جزئی (الگوریتم H1)

فلوچارت این روش در شکل ۴ نمایش داده شده است. فرض کنید مجموعه ذرات در ابتدای هر تکرار P و اندازه آن N باشد. بعد از اینکه همه پاسخ‌ها توسط تابع هدف ارزیابی شدند، سهمی از بهترین‌ها که با ضریب x مشخص می‌شوند، و اندازه آن $x*N$ است، وارد الگوریتم ژنتیک می‌شوند تا به کمک عملگرهای ژنتیکی ادغام و جهش، زیرجمعیتی با نام P^* تولید کنند. عملگر ادغامی که در اینجا استفاده شده است، عملگر ادغام مبتنی بر سرعت متوسط [۱۶] است که در حقیقت بردارهای سرعت را با هم ترکیب می‌کند. طبق این عملگر، موقعیت دو پاسخ جدید $(Y_i(t), Y_j(t))$ از طریق رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

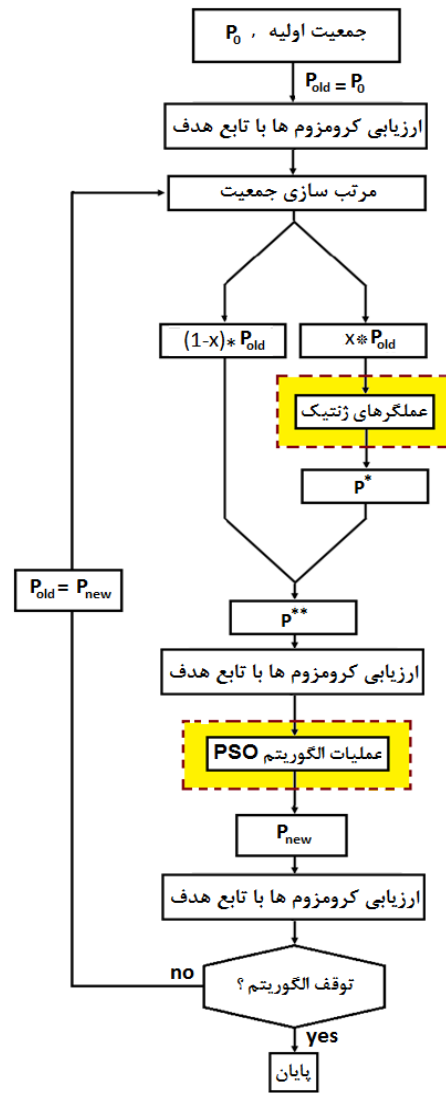
$$Y_i(t) = 0.5 \times (X_i(t) + X_j(t)) - \varphi_1 V_j(t) \quad (5)$$

$$Y_j(t) = 0.5 \times (X_i(t) + X_j(t)) - \varphi_2 V_i(t) \quad (6)$$

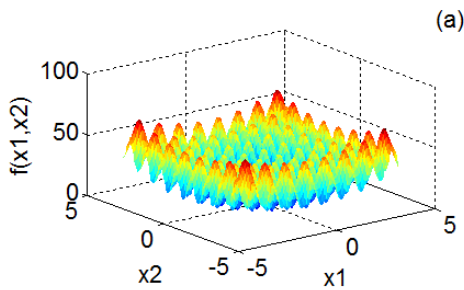
که φ یک عدد تصادفی بین صفر و یک است. عملگر جهش نیز همچون الگوریتم ژنتیک پایه تعریف شده است. زیر جمعیت P^* به $(1-x)*N$ ذره دیگر ملحق می‌شود تا مجموعه P^{**} به دست آید. در نهایت این مجموعه جدید وارد الگوریتم توده ذرات می‌شود تا چهره جمعیت در پایان یک تکرار الگوریتم مشخص شود. این فرایند تا برآورده شدن شرط



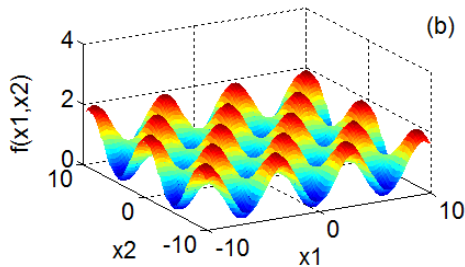
شکل ۵- فلوجارت الگوریتم ترکیبی سری



شکل ۴- فلوجارت الگوریتم ترکیبی جزئی



(a)



(b)

شکل ۶- نمودار تابع (a) Rastrigin و تابع (b) Griewank برای حالت دو متغیره

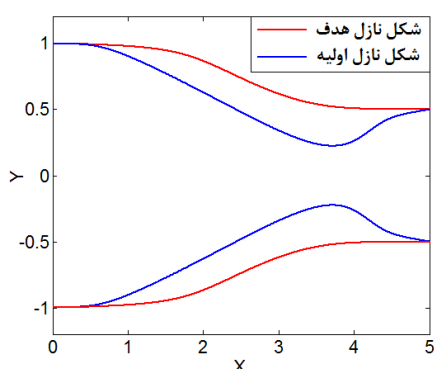
جدول ۱- توابع تست استفاده شده در مقاله

تابع	ضابطه
۱	$\min f = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$ (Rastrigin function)
۲	$\min f = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$ (Griewank function)

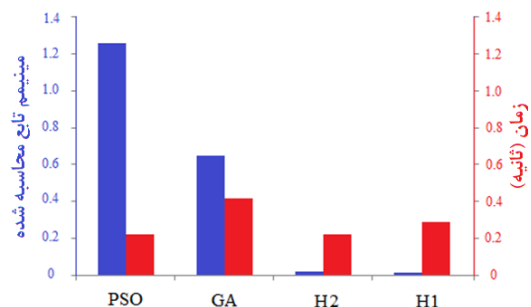
سطح ایرفویل خود خط ψ ثابت برابر صفر بوده و در مرز دور دست با توجه به معلوم بودن سرعت جریان و همچنین رابطه گرادیانی بین سرعت و تابع جریان، مقدار ψ معلوم است. برای محاسبه ضریب فشار بی بعد روی دیواره ایرفویل از رابطه زیر استفاده شده است:

$$C_p = \frac{P - P_0}{1/2 \rho U^2} \quad (۸)$$

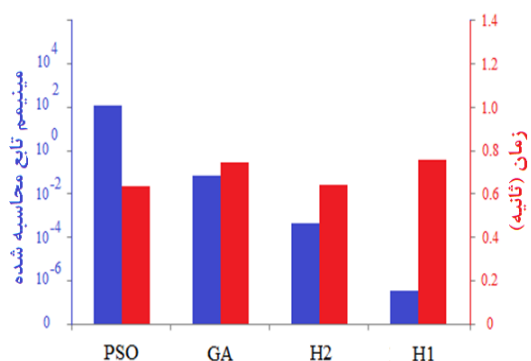
که P فشار جریان روی دیواره، P_0 فشار در دور دست و U سرعت جریان آزاد است.



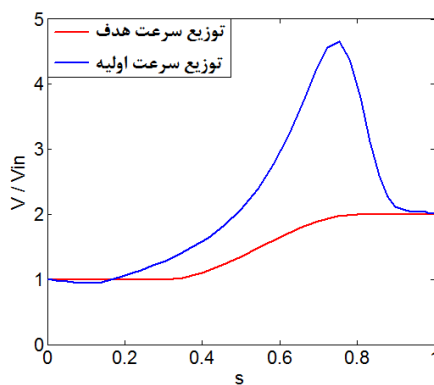
شکل ۷- مقدار تابع هدف و زمان هر اجرا الگوریتم‌ها (تابع ۱)



شکل ۸- مقدار تابع هدف و زمان هر اجرا الگوریتم‌ها (تابع ۲)



شکل ۹- نمایش پارامتری سطوح



شکل ۱۰- نمایش پارامتری سطوح

شکل ۹- شکل نازل اختیاری و هدف (الف) و توزیع سرعت روی دیواره نازل اختیاری و توزیع سرعت هدف (ب)

۶- مسائل طراحی شکل معکوس

دو مسئله طراحی شکل معکوس برای مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها انتخاب شده است. مثال جریان داخلی ایده‌آل در شکل ۹ نشان داده شده است که حاوی شکل یک نازل مستقیم دو بعدی اولیه و شکل نازل نهایی و همچنین توزیع سرعت جریان روی دیواره آن‌ها است. مثال جریان ایده‌آل خارجی نیز در شکل ۱۰ نشان داده شده است. در این شکل، ایرفویل دلخواهی به همراه توزیع فشار بی بعد روی دیواره آن در کنار توزیع فشار هدف و ایرفویل نهایی که همان ایرفویل NACA0012 است قابل مشاهده هستند.

معادله حاکم بر جریان سیال ایده‌آل بر حسب تابع جریان ψ به صورت رابطه زیر است:

$$\nabla^2 \psi = 0 \quad (۷)$$

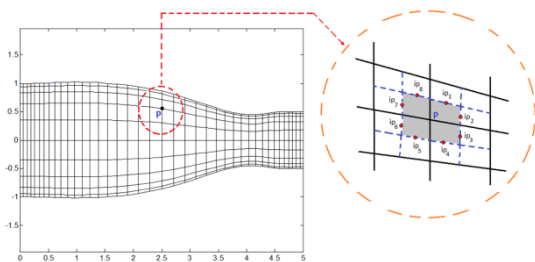
در مسئله جریان داخلی، به عنوان شرط مرزی، دیواره پایین و بالای مجرا به ترتیب خطوط ψ ثابت برابر صفر و یک فرض شده و تغییرات تابع جریان در ورودی و خروجی مجرا، یکنواخت در نظر گرفته شده است. در مسئله جریان خارجی،

۶-۲- تابع هدف و حلگر جریان

تابع هدف در اینجا، اختلاف میان توزیع سرعت/فشار محاسبه شده و هدف است و از رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$\Phi_i = \int (\Gamma_t - \Gamma_i) ds \quad (10)$$

در این رابطه، Φ_i تابع هدف برای عضو i ام، Γ_t توزیع سرعت/فشار هدف و Γ_i توزیع سرعت/فشار محاسبه شده برای عضو i ام از جمعیت است. به منظور محاسبه تابع هدف از یک حلگر جریان غیر لزج و غیر قابل تراکم استفاده می‌شود. از روش حجم محدود مبتنی بر المان برای گسسته سازی معادله لاپلاس حاکم بر جریان ایده‌آل استفاده شده است. شبکه محاسباتی مرتبط با این نوع گسسته سازی در شکل ۱۱ نشان داده شده است. اندازه شبکه محاسباتی برای مسئله نازل 15×45 و برای مسئله ایرفویل برابر 85×45 انتخاب شده است. لازم به یادآوری است که در این روش از یک شبکه المان محدود پس زمینه برای تعریف حجم کنترل و نودها استفاده می‌شود. جزئیات بیشتر مربوط به این روش را می‌توان در [۱ و ۳] مطالعه کرد.



شکل ۱۱- شبکه محاسباتی

۶-۳- نتایج طراحی معکوس شکل

شکل نازل مستقیم متقارن و همچنین ایرفویل متقارن با هدف رسیدن به یک توزیع هدف روی سطح آن‌ها طراحی شده است. جمعیت الگوریتم‌ها دارای ۱۵ نمونه است. به منظور اطمینان از استقلال نتایج از انتخاب جمعیت تصادفی اولیه، برای هر مسئله، الگوریتم مربوطه ۱۰ بار اجرا شده است و متوسط آن‌ها مبنای مقایسه قرار گرفته شده است.

نازل و ایرفویل بهینه به دست آمده از حل الگوریتم HI همراه توزیع فشار/سرعت روی سطح آن‌ها در شکل‌های ۱۲ و ۱۳ نشان داده شده‌اند. با توجه به نزدیکی پاسخ‌های

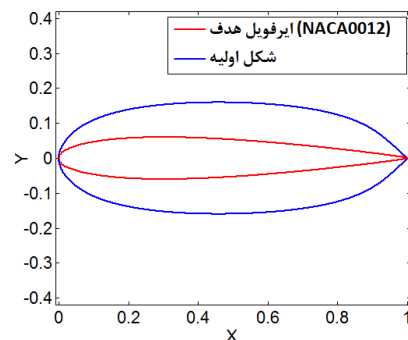
$$x(t) = \sum_{i=0}^n c_n^i t^i (1-t)^{n-i} x_i$$

$$y(t) = \sum_{i=0}^n c_n^i t^i (1-t)^{n-i} y_i \quad (9)$$

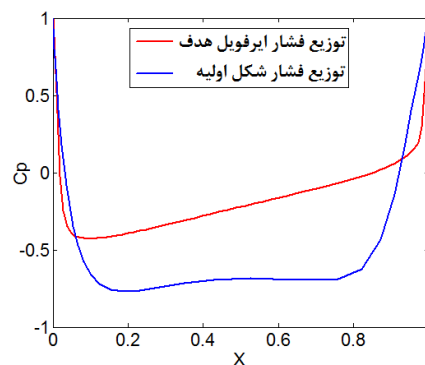
$$c_n^i = \frac{1}{i! (n-i)!}$$

که در رابطه بالا، n درجه منحنی، (x_i, y_i) مختصات هر نقطه کنترلی و t پارامتری بین صفر و یک است. اولین و آخرین

نقطه کنترلی مختصاتی ثابت دارند و هدف بهینه‌یابی در حقیقت تعیین مختصات نامعلوم نقاط کنترلی میانی است. نازل متقارن و ایرفویل متقارن به ترتیب با منحنی‌های بزیه درجه ۹ و ۷ مدل شده‌اند. سطح مقطع ورودی و خروجی مجرای جریان داخلی و همچنین طول آن ثابت فرض شده است.



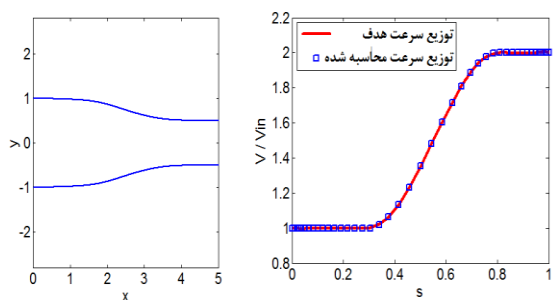
(الف)



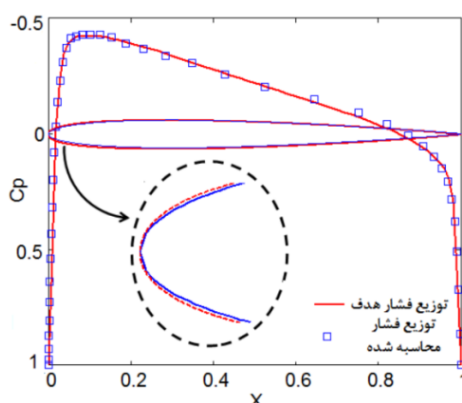
(ب)

شکل ۱۰- شکل ایرفویل اختیاری و هدف (الف) و توزیع فشار بی بعد ایرفویل اختیاری و توزیع فشار هدف (ب)

نسبت به الگوریتم‌های پایه دارد. یادآوری این نکته هم جالب است که $x=1$ در الگوریتم اول معادل $M=1$ در الگوریتم H2 است. در شکل ۱۷ تاثیر پارامتر M بر عملکرد الگوریتم H2 بررسی شده است. به نظر می‌رسد که $M=20$ یک نقطه بهینه در هر دو مسئله می‌باشد البته اثر پارامتر M در مسئله طراحی ایرفویل جدیدتر است. در حالت $M=40$ تا قبل از تکرار ۴۰، تنها الگوریتم ژنتیک در حال اصلاح هندسه است، لذا مشاهده می‌شود که تا آن لحظه سرعت همگرایی کمتری نسبت به حالات دیگر دارد. از طرف دیگر هر چه M کمتر شود، منجر به همگرایی بهتر نمی‌شود به طوری که $M=20$ عملکرد بهتری نسبت به $M=5$ دارد. شاید یک دلیل عمده این است که در حالت M پایین، به الگوریتم ژنتیک فرصت لازم برای جستجوی کلی اولیه فضای جستجو داده نمی‌شود تا به محدوده هدف به اندازه کافی نزدیک شود.



شکل ۱۲- شکل نازل به همراه توزیع سرعت به دست آمده از بهینه سازی



شکل ۱۳- شکل ایرفویل به همراه توزیع فشار بی بعد به دست آمده از بهینه سازی

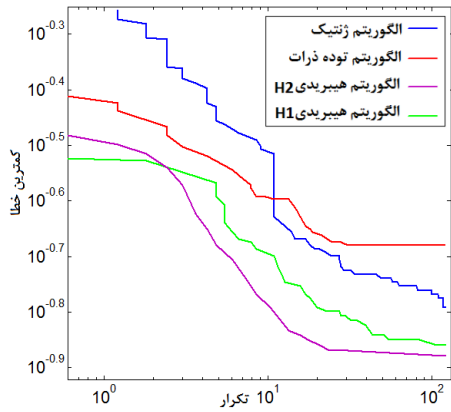
بهینه سه الگوریتم دیگر با این نمودارها، از ترسیم آن‌ها صرف نظر شده است و تنها نمودارهای همگرایی آن‌ها در ادامه شرح داده شده است. روند همگرایی الگوریتم‌های ترکیبی به همراه الگوریتم‌های پایه در شکل‌های ۱۴ و ۱۵ آمده است. در این شکل‌ها، هر به روز شدن جمعیت کلی به عنوان یک تکرار در نظر گرفته شده است. به این معنی که در الگوریتم H1 هر تکرار معادل تولید P_{new} و در الگوریتم H2، هر تکرار الگوریتم توده ذرات یا ژنتیک به عنوان یک تکرار محسوب شده است. نرخ همگرایی بهتری توسط الگوریتم‌های ترکیبی در هر دو مثال ثبت شده است. همچنین نتایج آن‌ها دقت بیشتری دارد یعنی پاسخی نهایی بعد از تقریباً ۱۲۰ تکرار به نقطه هدف نزدیکتر شده است. در جدول ۲ زمان اجرای هر تکرار الگوریتم‌ها برای هر دو مثال آمده است. برای حل مسائل این مقاله از پردازشگر Intel(R) core(i7) با 1.6GHz استفاده شده است. تعداد اصلاح هندسه در مسئله نازل ۲۰۰ و در مسئله ایرفویل ۱۲۰ انتخاب شده است.

جدول ۲- زمان مصرفی هر تکرار الگوریتم‌ها بر حسب ثانیه

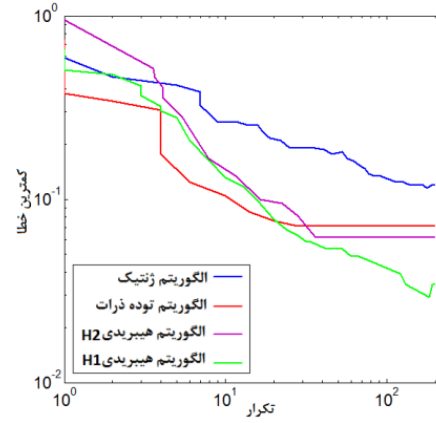
روش بهینه یابی	طراحی معکوس نازل	طراحی معکوس ایرفویل
الگوریتم ژنتیک	۱۹/۴۸	۳/۰۴
الگوریتم توده ذرات	۲۰/۱۴	۳/۰۴۲
الگوریتم ترکیبی ۱	۲۵/۴۲	۴/۲۵
الگوریتم ترکیبی ۲	۱۹/۸۱	۳/۰۴۱

۷- بحث در مورد نتایج

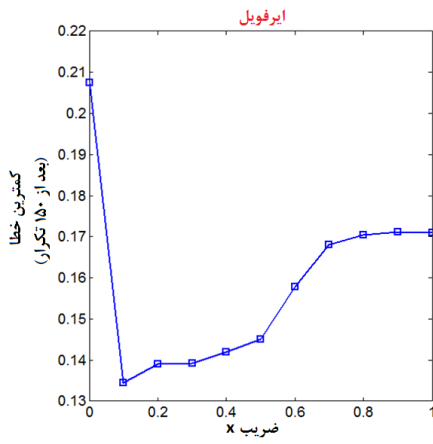
در مثال‌های بالا، در الگوریتم ترکیبی جزئی (H1) مقدار x برابر ۰/۳ و در الگوریتم ترکیبی سری (H2) مقدار $M1$ و $M2$ یا همان عدد تناوب تغییر الگوریتم‌ها برابر و ۲۰ انتخاب شده بودند. در این قسمت اثر پارامتر x و همچنین پارامتر M ($M1=M2=M$) مورد بررسی قرار گرفته شده است. شکل ۱۶ اثر پارامتر x بر کارایی الگوریتم H1 در هر دو مثال نشان می‌دهد. واضح است نقطه بهینه معادل $x=0.1$ می‌باشد. یعنی وقتی ده درصد جمعیت کل، به الگوریتم ژنتیک سپرده شود، نسبت به حالات دیگر نتیجه بهتری حاصل کرده است. واضح است که $x=0$ معادل الگوریتم توده ذرات می‌شود. همچنین می‌توان نتیجه گرفت که در مسئله طراحی نازل، الگوریتم H1 برای $x < 0.8$ عملکرد قابل قبولی دارد. هر چند برای هر مقدار x بین صفر و یک، الگوریتم ترکیبی عملکرد قابل قبولتری



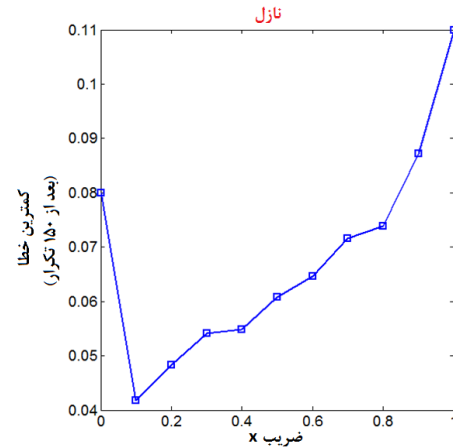
شکل ۱۵- تغییر کمترین خطای هر تکرار در مسئله ایرفویل



شکل ۱۴- تغییر کمترین خطای هر تکرار در مسئله نازل

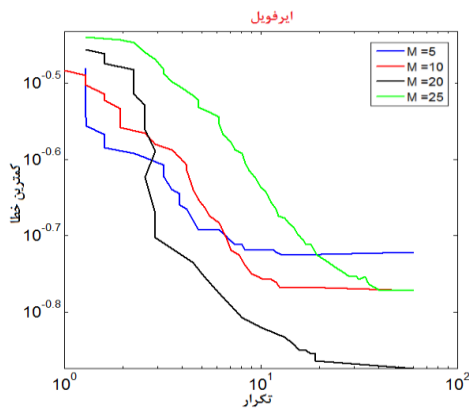


(ب)

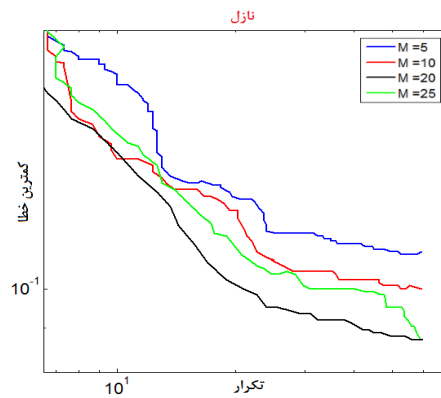


(الف)

شکل ۱۶- تاثیر پارامتر x در الگوریتم ترکیبی اول، مسئله نازل (الف) و مسئله ایرفویل (ب)



(ب)



(الف)

شکل ۱۷- تاثیر تعداد تکرار M در الگوریتم ترکیبی دوم، مسئله نازل (الف) و مسئله ایرفویل (ب)

- [4] Falco ID, Cioppa AD, Balio RD, Tarantino E (1996) Breeder genetic algorithms for airfoil design optimization. IEEE Int Conferences on Evolutionary Computing: 71–75.
- [5] Hacıoglu A (2003) Using genetic algorithm in aerodynamic design and optimization. PhD thesis, Technical University of Istanbul.
- [6] Marco N, Lanteri S (2000) A two-level parallelization strategy for genetic algorithms applied to optimum shape design. Parallel Computing 26: 377–397.
- [7] Hilbert R, Janiga G, Baron R, Thevenin D (2006) Multi-objective shape optimization a heat exchanger using parallel genetic algorithms. International Journal of Heat and Mass Transfer 49: 2567–2577.
- [8] Kennedy J, Eberhart RC (1995) Particle swarm optimization. IEEE Int Conference on Neural Networks, Proceedings 4: 1942–1948.
- [9] Venter G, Sobieszcanski-Sobieski J (2004) Multidisciplinary optimization of a transport aircraft wing using particle swarm optimization. Structural and Multidisciplinary optimization 26: 121–131.
- [10] Wang, YY, Zhang, BQ, Chen, YC (2011) Robust airfoil optimization based on improved particle swarm optimization method. Applied Mathematics and Mechanics 32: 1245–1254.
- [11] Huang S, Ren W, Wang C, Guo C (2013) Application of an improved particle swarm optimization algorithm in hydrodynamic design. Advances in Swarm Intelligence 7928: 225–231.
- [12] Bos AH (1998) Aircraft conceptual design by genetic/gradient-guided optimization. Engineering Applications of Artificial Intelligence 11: 377–382.
- [13] Duvigneau R, Visonneau M (2000) Hybrid genetic algorithm and artificial neural network for complex design optimization in CFD. Int Journal for Numerical Methods in Fluids 44: 1255–1278.
- [14] Angeline PJ (1998) Evolutionary optimization versus particle swarm optimization: philosophy and performance differences. Evolutionary Programming VII, Lecture Notes in Computer Science 1447: 601–610.
- [15] Eberhart RC, Shi Y (1998) Comparison between genetic algorithms and particle swarm optimization. Evolutionary Programming VII, Lecture Notes in Computer Science 1447: 611–16.
- [16] Settles M, Soule T (2005) Breeding swarms: A GA/PSO hybrid. the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-2005): 161–168.
- [17] Shi XH, Lu YH, Zhou CG, Lee HP, Lin WZ, Liang YC (2003) Hybrid evolutionary algorithms

۸- نتیجه گیری

روش‌های بهینه‌یابی رایجی همچون الگوریتم ژنتیک و الگوریتم توده ذرات تاکنون برای مسائل طراحی شکل آئرو دینامیک به کار رفته‌اند. این روش‌ها هنگامی که از حلگرهای دینامیک سیالات کاربردی استفاده می‌کنند، بسیار زمانبر و هزینه‌بر شده و الگوریتم‌های محاسباتی موثرتری مورد نیاز است. در این پژوهش دو الگوریتم ترکیبی که به طور همزمان از توانمندی‌های الگوریتم ژنتیک و الگوریتم توده ذرات استفاده می‌کنند معرفی شده و از آن‌ها برای حل چند مسئله بهینه‌یابی پیچیده ریاضی و مسائل طراحی شکل آئرو دینامیکی استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم‌های ترکیبی نسبت به الگوریتم‌های پایه سرعت همگرایی بیشتری دارند و با دقت بیشتری به جواب بهینه دست می‌یابند. در بیشتر موارد الگوریتم‌های پایه ژنتیک و توده ذرات بعد از یک تکرار مشخص به حالت استال رسیده و همگرایی مطلوبی به دست نیامده است. همچنین اثرات پارامترهای کنترلی در الگوریتم‌های ترکیبی پیشنهادی بررسی و مقادیر بهینه این پارامترها در دو مسئله خاص بدست آمده است.

با توجه به اینکه در مسائل بهینه‌سازی دینامیک سیالات محاسباتی، روش‌های متداولی همچون روش‌های گرادینتی نیازمند محاسبات مشتقات تابع هدف هستند، روش‌های تکاملی همچون روش الگوریتم ژنتیک و توده ذرات به دلیل عدم نیاز به این مشتقات می‌توانند گزینه مناسبی باشند. در این مقاله سعی شده است با ترکیب مناسب این دو الگوریتم، دو نقطه ضعف عمده این روش‌ها یعنی همگرایی کند و همچنین جستجوی محلی ضعیف تقویت شود.

مراجع

- [1] Ashrafizadeh A, Raithby GD, Stubbley GD (2003) Direct design of ducts. Journal of Fluids Engineering ASME 125: 158–65.
- [2] Cheng CH, Wu CY (2000) An approach combining body fitted grid generation and conjugate gradient methods for shape design in heat conduction problems. Numerical Heat Transfer 37: 69–83.
- [3] Ashrafizadeh A, Okhovat S, Pourbakian M, Raithby GD (2011) A semi-coupled solution algorithm in aerodynamic inverse shape design. Inverse Problems in Science and Engineering 19(4): 509–528.

- [20] Joodaki A, Ashrafizadeh A, Shadaram A (2011) Comparison of continuous and binary genetic algorithms in the numerical solution of internal/external shape design problems. An ECCOMAS Thematic Conference: CFD and Optimization, Turkey.
- [21] Clerc M (1999) The swarm and the queen: Towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization. In Congress on Evolutionary Computation (CEC99): 1951–1957.
- based on PSO and GA. IEEE Congress on Evolutionary Computation 4: 2393–2399.
- [18] Holland JH (1975) Adaptation in natural and artificial systems. The University of Michigan Press, Ann Arbor: Michigan.
- [19] Goldberg DE (1989) Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning Addison-Wesley.