

الگوریتمی مبتنی بر قدرت تعمیم‌دهی شبکه‌های عصبی برای همگرایی سریع الگوریتم ژنتیک در طراحی بهینه‌ی آیرودینامیکی

نعمت‌اله فولادی (کارشناس ارشد)
علیرضا جهانگیریان (دانشیار)
دانشکده‌ی مهندسی هوافضا، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

در این نوشتار یک الگوریتم بهینه‌سازی ترکیبی، متشکل از الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی در طراحی بهینه‌ی اشکال آیرودینامیکی بر مبنای مدل‌سازی عددی جریان ارائه شده است. در این روش به همراه جست‌وجوی حالت بهینه با الگوریتم ژنتیک برازندگی تعدادی از کروموزوم‌های تولیدشده در نسل‌های گذشته به یک شبکه‌ی عصبی تعلیم داده می‌شود. سپس با یک راهکار مناسب از علم شبکه‌ی عصبی مزبور و قدرت تعمیم‌دهی آن برای شناسایی کروموزوم‌های برتر در فضاهای طراحی ناشناخته (تعلیم نگرفته توسط شبکه عصبی) و بازتولید الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود. به این ترتیب با کاهش تعداد ارزیابی‌ها توسط کد CFD، که بخش عمده‌ی زمان محاسباتی کل فرایند بهینه‌سازی را تشکیل می‌دهد، زمان رایانه‌ی مورد نیاز به میزان چشمگیری کاهش می‌یابد. روش ارائه شده در نوشتار حاضر برای طراحی بهینه‌ی مقطع آیرودینامیکی در شرایط جریان حدود صوت مورد استفاده قرار گرفته است. ارزیابی حالت‌های منتخب با حل عددی معادلات اویلر تراکم‌پذیر بر روی شبکه محاسباتی بی‌سازمان صورت گرفته و از شیوه‌ی جابه‌جایی خودکار شبکه‌ی محاسباتی به جای تولید مجدد آن استفاده شده است. همچنین برای پارامتری‌کردن شکل مقطع آیرودینامیکی، از روش PARSEC با ۹ پارامتر هندسی استفاده شده است. نتایج به دست آمده حاکی از آن است که استفاده از روش ترکیبی حاضر منجر به کاهش زمان رایانه‌ی در حدود ۵۰٪ در مقایسه با الگوریتم ژنتیک متداول در طراحی مقطع آیرودینامیکی می‌شود.

۱. مقدمه

(به جای مشتق آن)، عدم تداخل پیچیده با کدهای CFD و استفاده‌ی آسان از پردازشگرهای موازی در طراحی آیرودینامیکی حائز اهمیت است.^[۵] علی‌رغم مزیت‌های یادشده، طراحی آیرودینامیکی با استفاده از این الگوریتم به لحاظ فراخوانی‌های متعدد کد CFD بسیار زمان‌بر است. استفاده از اصول پردازشگرهای موازی^[۶]، طراحی عملگرهای ژنتیکی تطبیقی^[۷]، و استفاده از راهکار جست‌وجوی تطبیقی^[۸] از جمله تلاش‌های محققین برای رفع مشکل مزبور به شمار می‌روند. در تحقیق حاضر از شبکه‌های عصبی تعلیم‌یافته به منظور شناسایی بعضی از کروموزوم‌ها با برازندگی بالاتر و مبتنی بر دانش شبکه‌های عصبی از کروموزوم‌های نسل‌های گذشته، برای همگرایی سریع الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. پردازش داده‌ها در شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند شبکه‌های عصبی زیست‌شناختی به صورت موازی انجام می‌شود؛ از این رو شبکه‌های عصبی ابزاری قدرتمند در مدل‌سازی عددی غیرخطی‌اند. این شبکه‌ها با پردازش داده‌ها، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌های مزبور را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند و به همین خاطر به آنها سیستم‌های هوشمند گفته می‌شود. شبکه‌های عصبی در حین یادگیری علم کسب می‌کنند و این علم در داخل وزن‌های اتصالی آنها ذخیره می‌شود.

بهینه‌سازی اشکال آیرودینامیکی با استفاده از حل عددی جریان به دلیل غیرخطی بودن معادلات حاکم بر جریان، ابعاد زیاد فضای طراحی و وقت‌گیر بودن حل معادلات از مسائل دشوار محسوب می‌شود.^[۲] روش‌های مبتنی بر شیب تابع هدف از متداول‌ترین روش‌ها در حل مسائل بهینه‌سازی‌اند. این روش‌ها هرچند در مسائل مختلف بهینه‌سازی به صورت فراگیر مورد استفاده قرار می‌گیرند، در بیشتر مسائل بهینه‌سازی غیرخطی منجر به یافتن بهینه‌ی محلی به جای بهینه‌ی کلی می‌شوند. علاوه بر این، ممکن است در برخی مسائل غیرخطی محاسبه‌ی مشتقات بسیار مشکل یا غیرممکن باشد. در چنین مواردی روش‌هایی مانند الگوریتم‌های تکاملی^۱ که نیازی به محاسبه‌ی مشتق تابع هدف ندارند، ارجحیت می‌یابند.^[۳]

الگوریتم ژنتیک^۲ یکی از روش‌های بهینه‌سازی تصادفی است که اخیراً در طراحی آیرودینامیکی شدیداً مورد توجه قرار گرفته است. این الگوریتم بر پایه‌ی اصل قدرت‌مند «تکامل» پایه‌گذاری شده و بعضی از پدیده‌های طبیعی مانند وراثت ژنتیکی و نظریه‌ی داروین را برای بقا مدل می‌کند.^[۴] الگوریتم ژنتیک از نقطه‌نظر کمیته‌یاب کلی بودن، استفاده از مقدار تابع هدف در تعیین مسیر جست‌وجو

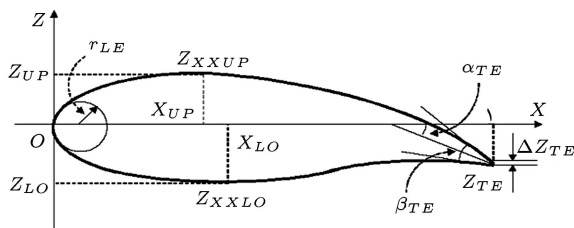
ملاحظات سازه‌یی در نظر گرفته شده است. برای تبدیل مسئله‌ی بهینه‌ی مقید به حالت غیر مقید از روش تابع جریمه کمک گرفته شده، و با توجه به حساسیت بالای ضخامت جسم آیرودینامیکی در توزیع کمیت‌های جریان از یک تابع جریمه‌ی نمایی استفاده شده است. عبارت نمایی در حالی که ضخامت بیشینه کم‌تر از 0.12° باشد به صورت یک تابع جریمه عمل می‌کند و طی فرایند بهینه‌سازی، باعث عدم توقف فرایند جست‌وجو در نواحی غیر قابل قبول می‌شود. عدد 1° (عددی که به صورت تجربی انتخاب شده است) در عبارت نمایی باعث افزایش اثر عبارت جریمه می‌شود. طبق تحقیق حاضر، اعمال قیدها در تابع هدف به صورت یک عبارت جریمه، سازگاری بالایی با نحوه‌ی کار الگوریتم ژنتیک دارد.

۲.۲. پارامتری کردن شکل مقطع آیرودینامیکی

در ایجاد فضای طراحی پارامتری برای انتخاب مقطع بال بهینه روش‌های متعددی به کار رفته است که یکی از بهترین نوع آن روش ایرفویل PARSEC است.^[۹] این روش قادر است دامنه‌ی تغییرات بزرگی از اشکال مقطع بال را با تعدادی از پارامترهای هندسی آن نمایش دهد. روش مذکور در تحقیق حاضر برای پارامتری‌کردن مقاطع آیرودینامیکی مورد استفاده قرار گرفته است. در این روش شکل مقطع بال با ترکیب خطی توابع شکل^۲ نوشته می‌شود:

$$Z = \sum_{n=1}^6 a_n X^{\frac{(n-1)}{5}} \quad (2)$$

که در آن X و Z مختصات نقاط مقطع بال و $a_n = 1, 2, \dots, 6$ ضرایب توابع شکل هستند که مقدار آنها به مقادیر پارامترهای هندسی مقطع بال بستگی دارد. در این روش برای مشخص کردن شکل مقطع بال در حدود ۱۱ پارامتر به کار گرفته می‌شود. شکل ۱ شماتیکی از یک مقطع بال به همراه ۱۱ پارامتر را نشان داده است. مطابق شکل، پارامترها عبارت‌اند از شعاع لبه‌ی حمله (R_{LE})، ارتفاع لبه‌ی فرار (Z_{TE})، زاویه‌ی خط میانی لبه‌ی فرار با افق (α_{TE})، زاویه‌ی گوه لبه‌ی فرار (β_{TE})، مختصات و انحنای بیشترین ضخامت روی سطح بالایی (سه پارامتر Z_{up} ، X_{up} و Z_{xxup})، مختصات و انحنای بیشترین ضخامت روی سطح پایینی (سه پارامتر Z_{lo} ، X_{lo} و Z_{xxlo}) و ضخامت لبه‌ی



شکل ۱. نمایش پارامتری مقطع آیرودینامیکی PARSEC.^[۹]

هدف اصلی تحقیق پیش رو بهبود عملکرد الگوریتم ژنتیکی در طراحی‌های آیرودینامیکی با حل عددی جریان است. برای روشن شدن بیشتر موضوع، الگوریتم پیشنهادی با مثالی از بهینه‌سازی مقطع آیرودینامیکی ارائه می‌شود (در اینجا طراحی کاربردی مقطع آیرودینامیکی مد نظر نیست). برای این منظور، ابتدا بهینه‌سازی مقطع آیرودینامیکی با استفاده از الگوریتم ژنتیک متداول و بدون استفاده از شبکه‌های عصبی ارائه و عملکرد آن بررسی شده است. سپس با نشان دادن توانایی شبکه‌ی عصبی تعلیم‌گرفته در شناسایی کروموزوم‌های برازنده‌تر در فضای طراحی (تعلیم‌نگرفته) الگوریتم پیشنهادی تشریح می‌شود. این روش در اغلب مسائل بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک شامل فضای طراحی بزرگ و ارزیابی‌های دشوار (وقت‌گیر) راه‌گشاست ولی در این نوشتار کاربرد آن در طراحی شکل مقطع آیرودینامیکی با استفاده از حل عددی معادلات اویلر تراکم‌پذیر در شرایط جریان حدود صوت ارائه شده است. در نهایت، نتایج به دست آمده و زمان محاسبات با نتایج حاصل از روش بدون استفاده از شبکه‌ی عصبی مقایسه شده است.

۲. طراحی مقطع آیرودینامیکی با الگوریتم ژنتیک

متداول

۱.۲. تعریف تابع هدف

انتخاب تابع هدف در طراحی مقطع آیرودینامیکی بستگی زیادی به مأموریت وسایل هوایی دارد و ممکن است یک یا چند نوع تابع هدف در نظر گرفته شود. همچنین تابع‌های هدف به صورت مقید یا غیرمقید تعریف می‌شوند. توابع هدف چندگانه قابل تبدیل به یک تابع هدف مقیدند، به طوری که سایر توابع به شکل قید بهینه‌سازی اعمال می‌شوند. ضریب لیفت به درگ، بیشینه، و همچنین ضریب درگ کمینه از توابع هدف مرسوم در جوامع علمی‌اند که به طور گسترده در بهینه‌سازی مقطع آیرودینامیکی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. کلیات بحث ارائه شده در نوشتار حاضر مستقل از نوع یا تعداد تابع هدف است و به خاطر رعایت عمومیت موضوع بهینه‌سازی در اینجا یک تابع هدف مقید در نظر گرفته می‌شود.

بیشینه‌کردن نسبت ضریب لیفت به ضریب درگ تحت قید ضخامت بیشینه‌ی مقطع آیرودینامیکی (بزرگ‌تر از 0.12°)، هدف طراحی حاضر را تشکیل می‌دهد. بنابراین تابع هدف چنین معرفی می‌شود:

$$\text{تابع هدف} = \begin{cases} \frac{C_L}{C_D} & t_{\max} \geq 0.12 \\ \frac{C_L}{C_D} e^{10(t_{\max} - 0.12)} & t_{\max} < 0.12 \end{cases} \quad (1)$$

که در آن C_L ، C_D و t_{\max} به ترتیب ضریب درگ، ضریب لیفت، و بیشینه ضخامت مقطع آیرودینامیکی‌اند. قید کمینه‌ی t_{\max} به دلیل

فرار (ΔZ_{TE}). ضرائب توابع شکل برای هر دسته از مقادیر پارامترهای روش PARSEC با حل یک سری دستگاه معادلات خطی برای نواحی مختلف مقطع آیرودینامیکی به دست می‌آیند. نحوه استخراج معادلات مربوطه همراه با روش حل آنها ارائه شده است.^[۱۰] در تحقیق حاضر برای تعریف شکل مقطع آیرودینامیکی و تعیین هندسه آن با فرض ($Z_{TE} = 0$ و $\Delta Z_{TE} = 1$) از ۹ پارامتر استفاده شده است.

۳.۲. ارزیابی حالت‌های منتخب

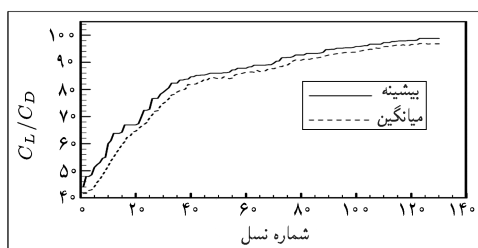
ارزیابی تابع هدف برای حالت‌های منتخب طرح^۴ در این تحقیق با استفاده از روش حل عددی معادلات حاکم بر جریان غیرلزج تراکم‌پذیر صورت می‌گیرد. روش حل عددی معادلات به‌طور خلاصه روشی است مبتنی بر حجم کنترل و اختلاف مرکزی با اضافه کردن عبارت‌های لزجت مصنوعی درجه‌ی اول و سوم.^[۱۱] همچنین شبکه‌ی محاسباتی بی‌سازمان در اطراف مقطع آیرودینامیکی مینا (NACA0012) به روش ریزکردن متوالی^۵ ایجاد شده است.^[۱۲] در خلال فرایند بهینه‌سازی، شکل مقطع‌های متنوعی ایجاد می‌شوند و به عبارت دیگر مرزهای شکل آیرودینامیکی تغییر می‌یابند. برای پوشش دادن میدان جریان جدید، باید با یک روش مناسب شبکه‌ی محاسباتی از میدان جریان قبلی بدون تقاطع اضلاع و با حفظ کیفیت شبکه جابه‌جا شود. روش متداول برای این منظور عمدتاً مبتنی بر روش مدل‌سازی فنر خطی به همراه تدابیری برای جلوگیری از عدم تقاطع اضلاع شبکه در ضمن جابه‌جایی آن هستند. مدل‌سازی شبکه با روش سیستم کشش فزنی، متضمن عدم تقاطع اضلاع در جابه‌جایی‌های بزرگ مرز نیست. نگارندگان با هدف خودکارکردن نحوه جابه‌جایی شبکه و ایجاد ضمانت بیشتر در عدم تقاطع اضلاع آن راهکار مناسبی ارائه دادند.^[۱۰] که در تحقیق حاضر نیز از آن استفاده شده است. روش مزبور با تقسیم جابه‌جایی‌های نقاط مرزی به گام‌های کوچک‌تر و با در نظر گرفتن تغییرات المان‌های مجاور مرز عمل کرده و از روش‌های مدل‌سازی فنر خطی و پیچشی^۶ در جابه‌جایی نقاط داخل شبکه بهره می‌گیرد.

۴.۲. ساختار الگوریتم ژنتیک

نحوه کدکردن متغیرهای تصمیم‌گیری (نوع ژن)، تولید جمعیت اولیه، انتخاب نوع عملگرهای ژنتیکی، اتخاذ مقادیر مناسب برای متغیرهای الگوریتم ژنتیک (تعداد کروموزوم‌ها در هر نسل، احتمال جهش، احتمال ترکیب و میزان بازه اغتشاشی در جهش ژن‌های هر کروموزوم) و در نظر گرفتن تدابیر ویژه در همگرایی سریع فرایند بهینه‌سازی، ساختار الگوریتم ژنتیک را تشکیل می‌دهند. نحوه انتخاب ساختار جست‌وجوی بهینه با الگوریتم مزبور برای مسائل مختلف متفاوت است و عموماً نیازمند فرایند سعی و خطا توسط کاربر است. نحوه کدکردن متغیرهای طراحی با نمایش حقیقی ژن‌های هر

۵.۲. عملکرد الگوریتم ژنتیک متداول

ابتدا بهینه‌سازی مقطع آیرودینامیکی با استفاده از الگوریتم ژنتیک متداول با ارزیابی‌های کد CFD (بدون استفاده از شبکه‌های عصبی) در شرایط جریان مشخص (زاویه حمله ۲ درجه و عدد ماخ ۰٫۷۴) انجام شده است. منحنی‌های همگرایی تابع هدف برای بهترین میانگین جمعیت هر نسل برحسب شماره نسل در شکل ۲ نشان داده شده است. طبق شکل ۲، روند بهینه‌سازی تا ۱۳۰ نسل ادامه داشته که منجر به یافتن کروموزومی با مقدار تابع هدف برابر با ۹۸ شده است. در تحقیق حاضر زمان لازم برای حل عددی معادلات حاکم بر جریان برای ارزیابی هر کروموزوم (با رایانه‌ی شخصی Pentium IV و سرعت $2.4 GHz$) به‌طور متوسط در حدود ۹۰ ثانیه است. با توجه به این که هر نسل از فرایند بهینه‌سازی شامل ۳۰ کروموزوم است، کل فرایند بهینه‌سازی در حدود ۳۵۱۰۰۰ ثانیه (۹۷ ساعت و ۳۰ دقیقه) به طول می‌انجامد. چنان‌که تجربه‌های محاسباتی نشان می‌دهند، بیش از



شکل ۲. منحنی‌های همگرایی مقدار تابع هدف.

جدول ۱. مقادیر پارامترهای مقطع آیرودینامیکی مینا، مرز بالا و مرز پایین.

پارامترها	Z_{xx10}	Z_{10}	X_{10}	β_{TE}	α_{TE}	Z_{xxup}	Z_{mup}	X_{up}	R_{LE}
ایرفویل مینا	۰/۴۸	-۰/۰۶	۰/۳	۱۶	۰/۰	-۰/۴۸	۰/۰۶	۰/۳	۰/۰۱۵
مرز بالا	۰/۰۹	-۰/۰۴	۰/۴	۲۰	۲۰	-۰/۳	۰/۰۸	۰/۰۵۵	۰/۰۲
مرز پایین	۰/۳	-۰/۰۷	۰/۲۵	۵	۰/۰	-۰/۵۵	۰/۰۵	۰/۰۲۵	۰/۰۰۸

- نوع شبکه‌ی عصبی: شبکه‌ی پرسپترون با دو لایه‌ی پنهان و با اتصالات نرونی کامل؛
- تعداد ورودی‌ها به لایه‌ی ورودی: ۹ (مقادیر ژن‌های هر کروموزوم)؛
- تعداد خروجی‌ها: ۱ (مقدار برازندگی کروموزوم ورودی)؛
- تعداد نرون‌های لایه‌های مختلف: $1 \times 5 \times 25$ ؛
- تابع برانگیزش نرون‌ها: سیگموئید تک‌قطبی.

برای نشان دادن توانایی شبکه‌ی عصبی تعلیم‌یافته در تخمین برازندگی کروموزوم‌های با برازندگی بالاتر در دو ناحیه‌ی متفاوت (ناحیه‌ی تعلیم داده شده و ناحیه‌ی تعلیم داده نشده)، برازندگی کروموزوم‌های بهتر در بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک (بخش ۲) تا نسل ۱۶۰ توسط شبکه‌ی عصبی مزبور تخمین زده شده است (شکل ۴). مطابق شکل ۴ شبکه‌ی عصبی در ناحیه‌ی تعلیم‌یافته مقادیر برازندگی کروموزوم‌ها را به خوبی تخمین زده است، اما در ناحیه‌ی تعلیم‌نیافته هرچند تخمین خوبی برای مقادیر دقیق برازندگی کروموزوم‌ها ارائه نشده، در بیشتر موارد برازندگی آنها را نسبت به هم تشخیص داده است. به عبارت دیگر، شبکه‌ی عصبی تعلیم‌یافته قادر است در نواحی جدید بعضی کروموزوم‌های با برازندگی بالا را شناسایی کند.

۲.۳. الگوریتم پیشنهادی

هدف اصلی الگوریتم جدید شناسایی کروموزوم‌های برازنده‌تر در فضای طراحی با صرف زمان رایانه‌ی کم‌تر، و نیز کمک به همگرایی سریع فرایند جست‌وجو با الگوریتم ژنتیک است. برای این منظور از علم شبکه‌ی عصبی نسبت به برازش کروموزوم‌های تولیدشده در نسل‌های گذشته‌ی الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. مراحل مختلف الگوریتم یادشده عبارت‌اند از:

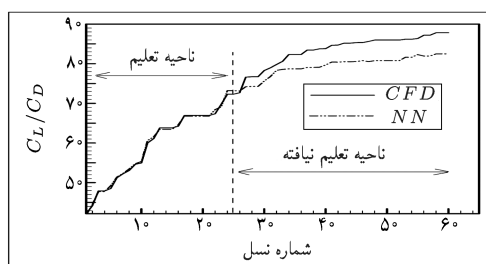
۹۸٪ زمان محاسبات کل فرایند بهینه‌سازی اختصاص به روش ارزیابی (CFD) دارد و لذا در این تحقیق هدف اصلی کاهش تعداد مراجعات به کد CFD است.

۳. ارائه‌ی روش حل مسئله

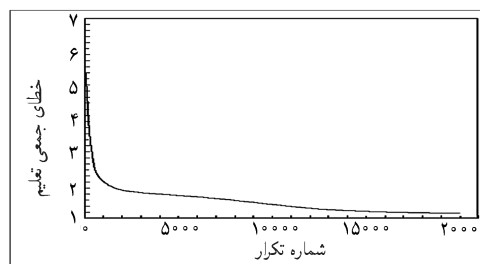
۳.۱. بررسی قابلیت‌های شبکه‌ی عصبی تعلیم‌یافته

در صورتی که مقادیر برازندگی نسل‌های اولیه در بهینه‌سازی انجام گرفته در بخش قبلی به یک شبکه‌ی عصبی تعلیم داده شود، می‌توان از رفتار شبکه‌های عصبی در میزان شناسایی کروموزوم‌های برازنده‌تر در نسل‌های بعدی (تعلیم نگرفته توسط این شبکه) به عنوان پیش‌زمینه‌ی ارائه‌ی الگوریتم جدید استفاده کرد.

با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک مطابق بخش قبل تا نسل ۲۵ام در حدود ۷۵٪ کروموزوم توسط کد CFD ارزیابی شده‌اند. کروموزوم‌های مزبور به همراه مقدار برازندگی آنها از طریق الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا به یک شبکه‌ی عصبی تعلیم داده شده است. شکل ۳ نشان‌گر منحنی همگرایی خطای جمعی تعلیم است. تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها در هر لایه، اتصالات نرون‌ها و نوع تابع برانگیزش آنها ساختار یک شبکه‌ی عصبی را تشکیل می‌دهند. معمولاً در انتخاب این پارامترها برای مدل‌سازی مسائل مختلف قاعده‌ی خاصی وجود ندارد، و انتخاب ساختاری مناسب که بتواند با دادگان تعلیم کم‌تر، یادگیری و تعمیم‌دهی بهتری داشته باشد خود نیاز به سعی و خطای طراح دارد؛ اما شبکه‌ی مصنوعی پرسپترون با دو لایه‌ی پنهان غالباً در مدل‌سازی آیرودینامیکی مورد استفاده قرار گرفته است. [۱۶] براساس تجربه‌ی مؤلفین، ساختار شبکه‌ی عصبی مورد استفاده در فعالیت حاضر عملکرد مناسبی از خود نشان داده که عبارت است از: [۱۷]



شکل ۴. مقادیر تابع هدف بهترین عضوهای جمعیت طرح.



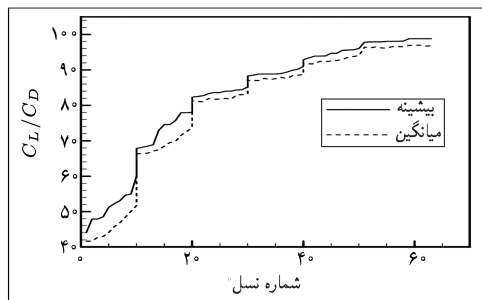
شکل ۳. خطای جمعی تعلیم شبکه عصبی.

نسل متوالی از جست‌وجوی محلی در کروموزوم‌های برانزنده‌تر بهبود قابل توجهی حاصل شود، جست‌وجوی محلی متوقف شود.

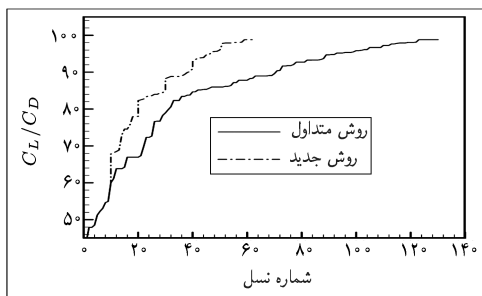
۴. ارزیابی نتایج

در این بخش، فرایند بهینه‌سازی انجام‌گرفته در بخش ۲ مجدداً با به‌کارگیری الگوریتم جدید انجام شده است. تعداد نسل‌های جدید در هر بار مراجعت الگوریتم به مراحل ۱ و ۴ از الگوریتم جدید به‌ترتیب برابر ۱۰ و ۲۰ در نظر گرفته شده‌اند. شکل ۵ منحنی‌های همگرایی مقدار تابع هدف را برای بهترین عضو و میانگین اعضا جمعیت طرح برحسب شماره‌ی تولید نسل نشان داده است. چنان‌که ملاحظه می‌شود اجرای برنامه‌ی بهینه‌سازی تا تولید نسل ۵۸ام منجر به ظاهر شدن کروموزومی با مقدار تابع هدف ۹۸ شده است. مطابق این شکل، در شماره نسل‌های ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰ و ۵۰ جست‌وجوی محلی با شبکه‌ی عصبی باعث جهشی قابل توجه در روند همگرایی شده است.

شکل ۶ منحنی‌های همگرایی مقدار تابع هدف را با استفاده از الگوریتم ژنتیک متداول و روش جدید مقایسه کرده است. مطابق شکل مذکور و با احتساب زمان لازم برای تعلیم شبکه‌ی عصبی جست‌وجوهای محلی به‌منظور شناسایی کروموزوم‌های برگزیده، حدود ۵۰٪ در زمان کل فرایند بهینه‌سازی صرفه‌جویی شده است. مشخصات مقطع آیرودینامیکی مینا (NACA0012) و مقطع آیرودینامیکی طراحی شده در جدول ۲ ارائه شده است.



شکل ۵. مقادیر تابع هدف برای بهترین عضوهای جمعیت طرح در الگوریتم ترکیبی.



شکل ۶. مقایسه‌ی منحنی‌های همگرایی دو روش.

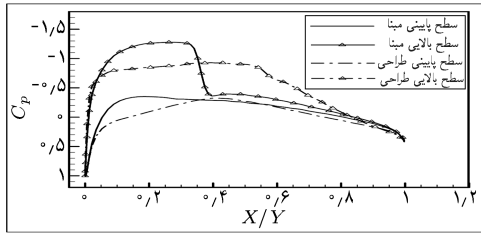
۱. روند عادی جست‌وجو با الگوریتم ژنتیک تا یک نسل معین با ارزیابی کد CFD؛
۲. تشکیل لیست داده‌ها از کروموزوم‌های جدید ایجاد شده در مرحله‌ی ۱؛
۳. تعلیم لیست داده‌های مزبور به یک شبکه‌ی عصبی توسط الگوریتم یادگیری؛
۴. جست‌وجوی محلی با ارزیابی‌های شبکه‌ی عصبی؛
۵. تشکیل لیستی از کروموزوم‌های بهتر هر نسل در جست‌وجوی محلی؛
۶. ارزیابی لیست کروموزوم‌های مرحله‌ی قبل توسط کد CFD؛
۷. بازتولید نسل‌های جدید با مینا قرارگرفتن کروموزوم برنده‌ی محلی؛
۸. ادامه‌ی جست‌وجو از مرحله‌ی ۱ تکرار می‌شود.

در مرحله‌ی اول، شماره‌ی نسل مزبور ممکن است توسط کاربر معرفی، یا به‌صورت تابعی از عملکرد خود الگوریتم ژنتیک در نظر گرفته شود؛ به‌عنوان مثال در چند نسل متوالی روند بهبود تابع هدف بسیار کند باشد. در مرحله‌ی دوم لیستی شامل مقادیر ژن‌های هر کروموزوم و برانزندگی آن، تهیه می‌شود. در مرحله‌ی سوم ضمن تغذیه مقادیر ژن‌های هر کروموزوم به ورودی شبکه‌ی عصبی، مقادیر برانزندگی متناظر با آنها برای تصحیح خطای خروجی شبکه‌ی عصبی و پس‌انتشار آن به وزن‌های اتصال‌ی نرون‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مرحله‌ی چهارم، برای شناسایی کروموزوم‌های جدید با برانزندگی بالا توسط شبکه‌ی عصبی جست‌وجوی محلی در فضای طراحی مورد نیاز است. با توجه به علم محدود شبکه‌ی عصبی این جست‌وجو باید پیرامون دادگان تعلیم صورت گیرد. در تحقیق حاضر، برای این منظور از الگوریتم ژنتیک با همان ساختار قبلی استفاده شده است. کروموزوم‌های آخرین نسل در مرحله‌ی اول به‌عنوان جمعیت اولیه‌ی الگوریتم ژنتیک در جست‌وجوی محلی قرار داده می‌شوند. این جست‌وجو تا رسیدن به تعداد نسل تعریف شده توسط کاربر ادامه می‌یابد. در مرحله‌ی پنجم، بهترین کروموزوم‌های هر نسل جدید در جست‌وجوهای محلی به‌عنوان کروموزوم‌های کاندید برای نتیجه جست‌وجوی محلی انتخاب می‌شوند. در مرحله‌ی ششم کروموزوم‌های کاندید با کد CFD ارزیابی می‌شوند تا کروموزوم برنده در جست‌وجوی محلی مشخص شود. در مرحله‌ی هفتم، از کروموزوم برنده به‌عنوان مینای بازتولید نسل جدید از کروموزوم‌ها استفاده می‌شود و به این ترتیب با بهبود نسل جدید روند همگرایی بهبود می‌یابد.

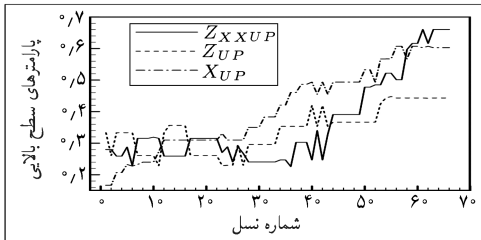
البته برای استقلال بیشتر الگوریتم فوق از تصمیمات کاربر، می‌توان کروموزوم‌های کاندید (برانزنده‌تر) هر نسل را در جست‌وجوی محلی به‌صورت ضمنی، با کد CFD ارزیابی کرد، به‌طوری‌که اگر در چند

جدول ۲. مشخصات مقاطع آیرودینامیکی مینا و طراحی شده.

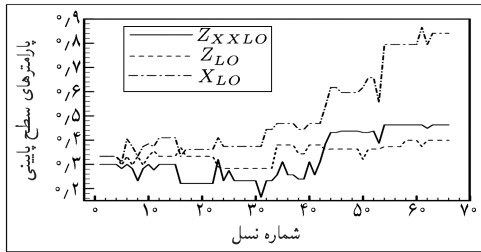
مقطع آیرودینامیکی	$\frac{C_L}{C_D}$	C_L	C_D	t_{max}
مینا	۳۷/۴۲	۰/۳۶۶۷	۰/۰۹۸۴	۰/۱۲
طراحی	۹۸	۰/۵۱	۰/۰۰۵۲	۰/۱۲



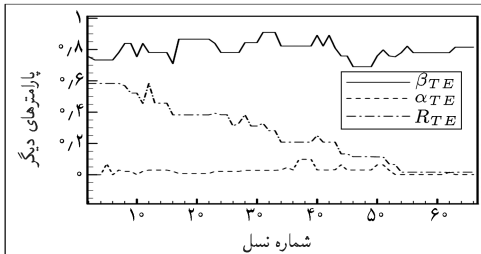
شکل ۹. توزیع فشار بر سطوح مقاطع آیرودینامیکی مینا و طراحی.



شکل ۱۰. روند تغییرات پارامترهای مربوط به سطح بالایی مقطع آیرودینامیکی برای بهترین‌های هر نسل.



شکل ۱۱. روند تغییرات پارامترهای مربوط به سطح پایینی مقطع آیرودینامیکی برای بهترین‌های هر نسل.



شکل ۱۲. روند تغییرات پارامترهای مربوط به لبه‌ی حمله و فرار مقطع آیرودینامیکی برای بهترین‌های هر نسل.

طول و انحنا بیشترین ضخامت روی سطح بالایی و طول بیشترین ضخامت روی سطح پایینی تغییرات بیشتری نسبت به سایر پارامترهای طراحی داشته‌اند و لذا نقش بیشتری در بهینه‌سازی حاضر ایفا کرده‌اند.

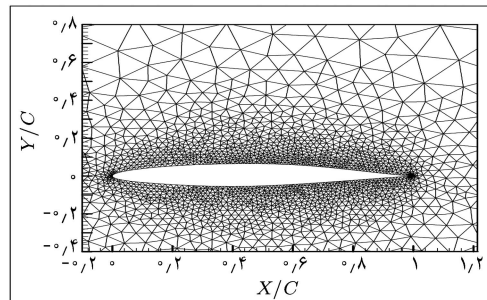
۵. نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر از قابلیت شبکه‌های عصبی در تعلیم نسل‌های تولیدشده با الگوریتم ژنتیک و استفاده از تخمین این شبکه‌ها در ارزیابی

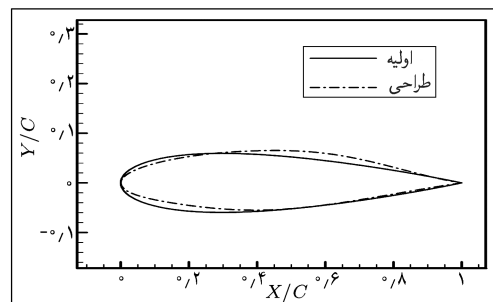
مقطع آیرودینامیکی نهایی به‌همراه شبکه‌ی محاسباتی اطراف آن در شکل ۷ ارائه شده است که مطابق آن، شبکه‌ی محاسباتی در اطراف مقطع آیرودینامیکی نهایی از کیفیت مناسبی برخوردار است. شکل ۸ مقطع آیرودینامیکی طراحی شده را به‌همراه مقطع آیرودینامیکی مینا نشان می‌دهد. توزیع فشار بر روی سطوح مقاطع آیرودینامیکی مینا و مقطع آیرودینامیکی طراحی شده نیز در شکل ۹ نمایش داده شده است.

چنان که مشاهده می‌شود، اختلاف توزیع فشار بر سطوح مقاطع آیرودینامیکی مینا و طراحی شده به‌گونه‌ی است که در مقطع آیرودینامیکی طراحی شده موج شوک بسیار ضعیف‌تری روی سطح بالایی تشکیل شده است. روند تغییرات پارامترهای طراحی برای بهترین‌های هر نسل از الگوریتم ژنتیک، به‌صورت به‌هم‌جا در شکل‌های ۱۰ تا ۱۲ نشان داده شده است.

در شکل‌های مزبور مقادیر پارامترها بین صفر و ۱ به‌هم‌جا شده‌اند، به‌طوری که حد بالا و پایین مقادیر پارامترها در جدول ۱ به‌ترتیب برابر صفر و ۱ در نظر گرفته شده و مقدار حقیقی پارامترها به‌صورت خطی در این فضا نگاه داشته شده است. همچنین پارامترهای شعاع لبه‌ی حمله،



شکل ۷. شبکه‌ی محاسباتی در اطراف مقطع آیرودینامیکی نهایی.



شکل ۸. نمایش مقاطع آیرودینامیکی مینا و طراحی شده.

دیگر، شبکه‌ی عصبی تعلیم‌یافته با صرف زمان رایانه‌ی ناچیز نسبت به کدهای CFD، قادر به شناسایی بعضی کروموزوم‌های جدید با برازندگی بالا است. روش ارائه‌شده برای بهینه‌سازی یک مقطع آیرودینامیکی در شرایط جریان حدود صوت مورد استفاده قرار گرفته و موجب کاهش زمان رایانه‌ی حداقل به میزان ۵٪ در کل فرایند بهینه‌سازی شده است.

نسل‌های بعدی به‌منظور کاهش مراجعه به کد CFD و در نتیجه کاهش زمان رایانه‌ی استفاده شده است. طبق تحقیق حاضر، گرچه شبکه‌ی عصبی تعلیم‌یافته قادر به تخمین مقدار دقیق برازندگی کروموزوم‌ها در ناحیه‌های جدید از فضای طراحی (تعلیم‌نیافته) نیست، در بیشتر موارد برازندگی کروموزوم‌ها را نسبت به یکدیگر تشخیص می‌دهد. به عبارت

پانویس

1. evolutionary algorithms
2. genetic algorithm
3. shape function
4. design candidates
5. successive refinement method
6. linear and torsional spring analogy methods

منابع

1. Anderson, W.K. and Venkatarishnan, V. "Aerodynamic design optimization on unstructured grids with a continuous aAdjoint formulation", *AIAA Paper* 97-0643 (1997).
2. Baysal, O. and Eleshaky, M.E., "Aerodynamic design optimization using sensitivity analysis and computational fluid dynamic", *AIAA Journal*, **30**(3), pp. 718-725 (1992).
3. Hamalainen, J.P.; Makinen R.A.E.; Tarvainen, p. and Toivanen, J. "Evolutionary shape optimization in CFD with industrial applications", *ECCOMAS 2000*, Barcelona, (11-14 September 2000).
4. Goldberg, D.E. "Genetic algorithm in search, optimization, and machine learning", Addison-Wesley, (1989).
5. Oyama, A.; Liou, M.S. and Obayashi, Sh., "Transonic axial-flow blade shape optimization using evolutionary algorithms and three-dimensional navier-stokes solver", *AIAA* 2002-5642 (2002).
6. Lanteri, S. "Parallel solutions of compressible flows using overlapping and non-overlapping mesh partitioning strategies", *parallel Comput*, **22**(7), pp. 943-968 (1996).
7. Lis, J. "Parallel genetic algorithm with the dynamic control parameter", *In Proceeding of IEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp. 324-329 (1996).

8. Arakawa, M. and Hagiwara, I. "Development of adaptive real range (ARRange) genetic algorithm", *JSME Intl. J., Series C*, **41**(4), pp. 969-977 (1998).
9. Sobieczky, H., "Parametric airfoils and wings", *Recent Development of Aerodynamic Design Methodologies Inverse Design and Optimization*, Friedr. Vieweg & Sohn Verlagsgesellschaft, Germany, pp. 72-74, (1999).
۱۰. فولادی، نعمت‌اله. و جهانگیریان، علیرضا. «ارائه یک روش جدید در جابه‌جایی شبکه بی‌سازمان با مرز متحرک»، پنجمین کنفرانس انجمن هوا-فضای ایران، اصفهان (۱۳۸۲).
11. Stolcis, L. and Johnston, L.J. "Solution of euler equations on unstructured grids for two-dimensional compressible flows", *The Aeronautical Journal*, **94**(936), pp. 181-195 (1990).
12. Jahangirian, A. and Johnston, L.J. "Unstructured grid generation and flow adaptation for external aerodynamic flows", In *Numerical Methods for Fluid Dynamics V*, Morton K. and Baines M., (Eds), Oxford University Press (1995).
13. Deb, K. "Multi-objective optimization using evolutionary algorithms", John Wiley & Sons, (2001).
14. Davis, L., "Handbook of genetic algorithms", Van Nostrand Reinhold, New York (1990).
۱۵. فولادی، نعمت‌اله. و جهانگیریان، علیرضا. «طراحی معکوس اشکال آیرودینامیکی با مدل‌سازی عددی جریان و استفاده از الگوریتم ژنتیک»، سیزدهمین کنفرانس سالانه‌ی مهندسی مکانیک ایران، اصفهان (۱۳۸۴).
16. Greenman, R.M.; Stepniewski, S.w.; Jorgensen, C.C. and Roth, K.R. "Designing compact feed-forward neural models with small training data set", *Journal of Aircraft*, **39**(3) (2002).
۱۷. فولادی، نعمت‌اله. «طراحی بهینه ایرفویل با مدل‌سازی عددی جریان و استفاده از الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی»، پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد، دانشکده‌ی مهندسی هوافضا، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، بهار (۱۳۸۳).