



مدلسازی و بهینه‌سازی پرتو (pareto) ضرایب آیرودینامیکی پرتابه مافوق صوت با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک

ایمان حسینی^۱، احسان یساری^۲، محمود پسندیده فرد^۳، الهام یساری^۴

۱ و ۲- دانشگاه فردوسی مشهد، دانشکده مهندسی، گروه مکانیک- صندوق پستی ۹۱۷۷۵-۱۱۱۱

۳- دانشگاه فردوسی مشهد، دانشکده مهندسی، گروه شیمی- صندوق پستی ۹۱۷۷۵-۱۱۱۱

چکیده

در این مقاله جریان تراکم پذیر مافوق صوت حول یک پرتابه مورد بررسی قرار گرفته است. معادلات حاکم بر سیستم مورد نظر توسط یک کد عددی مبتنی بر حجم کنترل جیمسون حل شده است که متغیرهای این کد شامل چهار پارامتر هندسی بالک می‌باشد. ضرایب استخراج شده از حل عددی به همراه چهار پارامتر هندسی بالک جهت آموزش شبکه عصبی پیشخور سه لایه مورد استفاده قرار گرفته است. لایه ورودی شامل چهار پارامتر هندسی بالک، لایه میانی دارای شش نرون و لایه خروجی نیز شامل پارامترهای Ca (ضریب درگ) یا Cmz (ضریب گشتاور پایدار کننده) است. از الگوریتم‌های ژنتیک چند هدفه (WOGA^۵, NSGA-II^۶) برای بهینه‌سازی ضرایب پسا و گشتاور پایدار کننده بالک‌های این پرتابه استفاده شده است. روش NSGA-II توابع هدف را به صورت مستقل از هم، براساس دو اصل فاصله از دحام و رتبه بندی غلبه نشده ارزیابی و بهینه می‌کند. در روش WOGA تابع هدف نهایی بر اساس جمع وزنی توابع هدف اولیه و با بکار بردن ضرایب وزنی مختلف ساخته شده و بهینه می‌شود. مقایسه دو روش WOGA و NSGA-II بیانگر برتری روش NSGA-II در بهبود نتایج و کاهش حجم محاسبات می‌باشد.

واژه های کلیدی: پرتابه- بهینه سازی- شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک چند هدفه- NSGA-II

مقدمه

پرتابه ها مجموعه گسترده ای از صنایع نظامی را تشکیل می‌دهند که با گذشت زمان بر کارایی و اهمیت آنها افزوده می‌شود. بطور کلی «پرتابه» به جسمی اطلاق می‌شود که با نیروی خارجی به هوا روانه (launch) می‌شود. بالک (fin)، کوچکتر از بال (در موشکها و راکتها) بوده و بطور معمول در قسمت عقب پرتابه قرار می‌گیرد. هدف از به کارگیری بالک، متعادل نگه‌داشتن پرتابه‌ها و تأمین پایداری آنها (انطباق محور پرتابه با زاویه حرکت) در مسیر پرواز می‌باشد. به همین علت به بالکها، تثبیت کننده (stabilizer) نیز گفته می‌شود. بطور کلی، بالکها را «کنترل کننده سطحی» می‌نامند.

در سال‌های اخیر بهبود مداوم و افزایش کارایی این دسته از ادوات نظامی مورد توجه واقع شده است. به دلیل پیچیدگی‌های موجود، آزمایش‌های تجربی بر روی آنها دشوار است. همچنین بهینه سازی پارامترهای مؤثر بر طراحی پرتابه بوسیله کدهای محاسباتی زمانبر است. بر این اساس الگوریتم‌های هوشمند بویژه شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک در سطح گسترده ای بکار گرفته شده اند. تحقیقات بر روی شبکه‌های عصبی در سال ۱۹۴۰ میلادی شروع شد. شبکه‌های عصبی در حدود سال ۱۹۸۰ با معرفی شبکه‌های عصبی چند لایه [۱] در محدوده ای گسترده، شامل مسائل مهندسی کاملاً عمومی شدند. در دهه گذشته از الگوریتم شبکه عصبی در صنایع مربوط به هوافضا استفاده شده است. نورگارد (Norgaard) [۲] شبکه‌های عصبی پس انتشار را برای طراحی آیرودینامیکی موثرتر در طی تست تونل باد مورد استفاده قرار داد و با آموزش چهار شبکه عصبی متفاوت، ضرایب لیفت، درگ، مومنوم، اینرسی و نسبت لیفت به درگ بر حسب زاویه حمله و وضعیت باله را پیش‌بینی کرد. گیاناکوگلو (Giannakoglou) [۳] و همکارانش از الگوریتم‌های تکاملی در طراحی اشکال آیرودینامیکی استفاده کردند. سینلا (Cinnella) [۴] با استفاده از الگوریتم ژنتیک چند هدفه شکل‌های بهینه ایرفویل را در جریان ترانسونیک لزوج بدست آورد. آلنسو (Alonso) و همکارانش [۵] الگوریتم ژنتیک چند هدفه و شبکه عصبی را در طراحی بهینه هواپیما (aircraft) بکار گرفتند.

^۱ دانشجو مهندسی مکانیک (نویسنده مخاطب)

^۲ دانشجو مهندسی مکانیک

^۳ استادیار

^۴ دانشجو مهندسی شیمی

^۵ Weighting Objective Genetic Algorithm

^۶ Non-dominated Sorting Genetic Algorithm

$$\hat{G}_i = J^{-1} \begin{bmatrix} \rho W \\ \rho uW + \zeta_x P \\ \rho vW + \zeta_y P \\ \rho wW + \zeta_z P \\ (\rho e + P)W \end{bmatrix} \quad (5)$$

در روابط فوق u ، v و w مولفه های سرعت بدون بعد، و U ، V و W سرعت های *contra variant* در دستگاه دکارتی، بترتیب در جهتهای x ، y و z می باشند. ρ دانسیته بدون بعد، P فشار بدون بعد و e انرژی کل است. انرژی کل برابر است با مجموع انرژی داخلی و انرژی جنبشی (بر واحد جرم):

$$e = \frac{P}{\rho(\gamma-1)} + \frac{1}{2}(u^2 + v^2 + w^2) \quad (6)$$

در رابطه فوق، γ نسبت حرارت مخصوص سیال می باشد. برای تکمیل سیستم معادلات حاکم، معادله حالت با فرض گاز کامل نیز بکار می رود:

$$T = \gamma M_\infty^2 \frac{P}{\rho} \quad (7)$$

منتظری و پسندیده فرد [6] معادلات فوق را با استفاده از روش رانگ - کوتای مرتبه چهار حل کردند که نتایج حاصل از این کد در مراحل بعدی این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته است. دقت و کارایی این کد توسط پسندیده فرد و ملک جعفریان [7 و 8] به اثبات رسیده است. نتایج اخذ شده از کد مذکور با استفاده از روش چند بلوکی برای عدد ماخ 5 و زاویه حمله کمتر از 1 درجه حاصل شده است. شکل 1 نمای سه بعدی بالک های پرتابه را نشان می دهد که به 4 بلوک تقسیم شده است. از خروجی های این کد پارامترهای Ca (ضریب درگ) و Cmz (ضریب گشتاور پایدار کننده) استخراج شد.

هندسه بالک

بالک های مورد مطالعه در این پژوهش، مطابق شکل 2 دارای زاویه شیب β ، ارتفاع h و ضخامت t می باشند. طول کلی بالک L_{fin} می باشد. در ناحیه انتهایی بالک، یک عقب رفتگی با طول SL وجود دارد که از ارتفاع H4 آغاز و در ارتفاع H5 به میزان بیشینه خود می رسد. ناحیه شیب دار و ناحیه بدون شیب، با یک کمان دایره ای به شعاع R به هم وصل شده اند. قسمت شیب دار بالک دارای یک ناحیه تخت به ضخامت L_b و یک ناحیه اریب می باشد که طول عمود بر شیب ناحیه اریب، tk است. طول L_b در شکل 3 نمایش داده شده است.

در این مقاله با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک چند هدفه ضرایب پسا و گشتاور پایدار کننده بالک پرتابه مافوق صوت بهینه گردید. در ادامه نتایج بدست آمده از دو روش الگوریتم ژنتیک با رتبه بندی غلبه نشده (NSGA-II) و الگوریتم ژنتیک با جمع وزنی توابع هدف (WOGA) مقایسه شد.

معادلات حاکم و روش حل عددی

شکل پایدار معادلات تراکم پذیر ناویر-استوکس، یک دستگاه معادلات از نوع بیضوی - هذلولوی می باشد. اگر جملات مربوط به ناپایداری به این معادلات افزوده شوند، دستگاه معادلات از نوع سهموی - هذلولوی خواهد شد که حل آن آسانتر می باشد. بدین ترتیب معادلات ناویر- استوکس ناپایا، با فرض جریان غیرلزج، تراکم پذیر و سه بعدی در دستگاه مختصات منحنی الخط بصورت زیر نوشته می شوند:

$$\frac{\partial \hat{q}}{\partial t} + \frac{\partial \hat{E}_i}{\partial \xi} + \frac{\partial \hat{F}_i}{\partial \eta} + \frac{\partial \hat{G}_i}{\partial \zeta} = 0 \quad (1)$$

در رابطه فوق، \hat{q} متغیر وابسته، و \hat{E}_i ، \hat{F}_i و \hat{G}_i بردارهای شار جابجایی غیر لزج می باشند. عبارتهای \hat{q} ، \hat{E}_i ، \hat{F}_i و \hat{G}_i بصورت زیر می باشند:

$$\hat{q} = J^{-1} \begin{bmatrix} \rho \\ \rho u \\ \rho v \\ \rho w \\ \rho e \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\hat{E}_i = J^{-1} \begin{bmatrix} \rho U \\ \rho uU + \xi_x P \\ \rho vU + \xi_y P \\ \rho wU + \xi_z P \\ (\rho e + P)U \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\hat{F}_i = J^{-1} \begin{bmatrix} \rho V \\ \rho uV + \eta_x P \\ \rho vV + \eta_y P \\ \rho wV + \eta_z P \\ (\rho e + P)V \end{bmatrix} \quad (4)$$

مدلسازی توسط شبکه عصبی

دوزنقه ای بالک حفظ شود. برای این منظور ۲ شرط زیر باید برقرار باشند.

$$h_{\max} = 86 \cdot \tan(\beta) \quad (10)$$

$$\beta_{\min} = \arctan(h)$$

جدول ۱- مقادیر و محدوده ابعاد هندسی بالک ها

x	محدوده پارامتر هندسی	پارامتر هندسی
x(1)	[۳۶-۳۲]	زاویه شیب بالک β
x(2)	[۳۰-۶۰]	ارتفاع بالک h
x(3)	[۲.۲-۳]	ضخامت بالک t
x(4)	[۰.۲۹-۲]	ضخامت ناحیه تخت Lb

- آزمایش شبکه عصبی

برای آزمایش شبکه، از ۱۷ داده ورودی متفاوت با ورودی‌های بکار رفته جهت آموزش بهره گرفته شده است و نتیجه ای که از تخمین شبکه حاصل می‌شود با نتیجه حاصل از کد محاسباتی مقایسه شده است. هیستوگرام خطای حاصل از آزمایش شبکه برای دو پارامتر Ca و Cmz در شکل‌های ۵ و ۶ آورده شده است.

الگوریتم ژنتیک

در این مقاله مبنای بهینه سازی بر استفاده از الگوریتم ژنتیک قرار داده شده است. مراحل اجرای الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی یک تابع هدف در شکل ۷ نشان داده شده است. الگوریتم در ابتدا با تولید یک جمعیت اولیه شروع می‌شود، این جمعیت بر اساس تابع هدف تعیین شده برای مسئله ارزیابی می‌گردد. سپس از بین این جمعیت، اعضای برگزیده شده و با اعمال عملگرهای ژنتیکی جهش^۱ و هم‌گذری^۲ بر روی آنها، نسل بعدی که اصطلاحاً فرزندان خوانده می‌شوند، تولید می‌شوند. در گام بعدی، اگر شرایط توقف تعیین شده برای مسئله ارضا شده باشد، مسئله بهینه سازی متوقف شده و نقطه ای که در نسل فعلی بالاترین مقدار برازندگی را داشته به عنوان نقطه بهینه معرفی می‌گردد، در غیر این صورت مجدداً مراحل قبلی تکرار شده و عدد نسلها افزایش می‌یابد.

روشهای بهینه سازی چندهدفه

روشهای بهینه سازی چندهدفه قادرند مسائلی را که معادلات پیچیده‌ای دارند و دارای متغیرهای متعدد و توابع هدف مختلفی می‌باشند، بهینه نمایند. به عنوان مثال در شکل ۸، یک مسئله چندهدفه دارای دو متغیر x_1 و x_2 است که مجموعه‌ای را به

به دلیل محدودیت‌های موجود در انجام آزمایشهای تجربی همچنین زمان بر بودن استفاده از کدهای محاسباتی، از شبکه عصبی به منظور برقراری ارتباط بین پارامترهای ورودی و خروجی کد استفاده شده است. در این‌جا از شبکه پیشخور سه لایه استفاده شده است. لایه ورودی شامل چهار پارامتر هندسی بالک، لایه میانی دارای شش نرون و لایه خروجی نیز شامل پارامترهای Ca یا Cmz می‌باشد شکل ۴. انتخاب تعداد نرون‌ها در لایه‌های پنهان معمولاً مبتنی بر روش‌های سعی و خطاست تا شبکه‌ای با کمترین خطا بدست آید. استفاده همزمان از دو پارامتر Ca و Cmz در لایه خروجی موجب کاهش دقت شبکه می‌شود، لذا از دو شبکه عصبی مستقل شامل ۱۱۱ داده ورودی و ۱۷ داده آزمون با تابع انتقال تانژانت (Tansig) و تابع آموزش بایسین (Bayesian) استفاده شده است [۹].

در این مقاله مقدار مینیمم گرادیان برابر با 10^{-30} ، حداقل مربعات خطا برابر با 10^{-20} و بیشترین تعداد تکرار (epoch) برابر با ۴۰۰ انتخاب شده است. برای دستیابی به کمترین مقدار میانگین مربعات خطا (MSE)، شبکه‌ها به ازای تعداد تکرارهای ۴۰۰-۱ آموزش دیده اند و تعداد تکرار بهینه برای شرایط اولیه یکسان در هر شبکه تعیین شده است. پس از آن با توجه به کمترین مقدار میانگین مربعات خطا تعداد تکراری که شبکه به ازای آن آموزش می‌بیند انتخاب می‌شود.

- انتخاب ورودی‌های شبکه عصبی

برای آموزش شبکه عصبی لازم است که در ابتدا تعداد مشخصی از داده‌های ورودی با خروجی‌های معلوم در دست باشند. ابتدا خروجی‌های لازم توسط کد محاسباتی و بر اساس ورودی‌های مشخص بدست آمده است. چهار پارامتر هندسی بالک که بعنوان متغیر در نظر گرفته شده عبارتند از: زاویه شیب β ، ارتفاع h، ضخامت t و ناحیه تخت پیشانی بالک Lb.

در این مقاله هدف نهایی بهینه سازی پارامترهای Ca و Cmz است، لذا برای انتخاب ورودی‌های لازم، بهتر است ورودی‌ها از محدوده‌ای انتخاب شوند که خروجی به مقدار بهینه پارامترهای Ca یا Cmz نزدیک باشد. برای این منظور از نتایج پسندیده فرد و منتظری [۶] استفاده شده است. بدین ترتیب که با توجه به روند تغییر این پارامترها بر حسب هر یک از پارامترهای هندسی بالک محدوده‌ای انتخاب شده است که بهترین مقدار این پارامترها در آن بازه باشد.

در نهایت برای آموزش شبکه ۱۱۱ هندسه متفاوت بکار گرفته شده است. متغیرهای هندسی مطابق جدول ۱ به عنوان پارامترهای بهینه سازی در نظر گرفته شده‌اند. طول بالک ثابت فرض شده است، و پارامترها طوری انتخاب شده اند که شکل

¹ Mutation

² Crossover

فرم s بوجود آورده است. مجموعه پاسخهای آن، مجموعه Y است که در فضایی متشکل از دو تابع هدف f1 و f2 شکل گرفته است. نقاط یا پاسخ های بهینه در چنین مسئله ای منحنی ترسیم شده از نقطه f1 تا f2 است. به این مجموعه نقاط، مجموعه نقاط بهینه پرتو¹ می گویند. در این مقاله پارامترهای Ca و Cmz به عنوان توابع هدف انتخاب شده و از دو روش مختلف الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی استفاده شده است:

۱- الگوریتم ژنتیک با جمع وزنی توابع هدف (WOGA)

در این روش توابع هدف اولیه بر اساس جمع وزنی و با به کار بردن ضرایب وزنی مختلف با هم ترکیب شده و تابع هدف نهایی را می سازند. ضرایب وزنی (w_1, w_2, \dots, w_n) همگی مثبت هستند [۱۰].

$$f(a_i) = \sum_{k=1}^n w_k f_k(a_i) \quad (11)$$

$$\sum_{k=1}^n w_k = 1 \quad (12)$$

۲- الگوریتم ژنتیک با رتبه بندی غلبه نشده (NSGA-II)

در این روش توابع هدف به صورت مستقل از هم بر اساس دو اصل رتبه بندی غلبه نشده و فاصله ازدحام^۲ ارزیابی می شوند. پاسخ های این روش مجموعه های از نقاط بهینه (نقاط پرتو) است که نسبت به نقاط اطراف خود برتری و غلبه دارند [۱۱].

رتبه بندی غلبه نشده

در روش NSGA-II اعضای جمعیت یک نسل بر اساس مفهوم غلبه داشتن مرتب می شوند. در روش مرتب سازی غلبه نشده، اعضای از جمعیت که توسط هیچ عضو دیگری غلبه نشده باشند، رتبه ۱ نسبت داده شده و درجهبه اول (F1) قرار گرفته و از جمعیت موقتاً کنار گذاشته می شوند. سپس در بین اعضای باقیمانده مجدداً اعضای که غلبه نشده باشند، انتخاب شده و رتبه ۲ به آنها تعلق می گیرد. این اعضا در جبهه دوم قرار گرفته و بطور موقت از جمعیت کنار می روند. این روند تا قرار گرفتن تمامی اعضای جمعیت، مطابق شکل ۹، در جبهه های مختلف ادامه می یابد. هرگاه شروط رابطه ۱۳ برقرار باشد بدین معنی است که نقطه x بر نقطه y غلبه دارد [۱۲].

f_i, f_j توابع هدف آم و ژام هستند.

$$\begin{cases} \forall i \in 1, 2, \dots, k : f_i(x) \leq f_i(y) \\ \exists j \in 1, 2, \dots, k : f_j(x) < f_j(y) \end{cases} \quad (13)$$

فاصله ازدحام

پس از جبهه بندی نقاط، معیار دیگری که برای ارزیابی نقاط موجود در یک جبهه بکار می رود، فاصله ازدحام است. این فاصله ازدحام جایگزینی برای مفهوم σ_{share} در روش NSGA است و به همین دلیل، این روش که در سال ۲۰۰۲ ارائه شده نام NSGA-II به خود گرفته است [۱۳].

ابتدا برای هر تابع هدف k، نتایج مرتب می شوند. به نقاطی که ماکزیمم و مینیمم مقدار این تابع هدف را دارند، مقدار فاصله ازدحام بی نهایت اختصاص می یابد $cd_k(x_{[1,k]}) = \infty$ و برای سایر نقاط $(i = 2, \dots, n-1)$ از رابطه ۱۴ استفاده شده و فواصل ازدحام اطراف هر نقطه جمع می شوند. z_k تابع هدف k ام و z_k^{\min}, z_k^{\max} مقادیر بیشینه و کمینه آن تابع هستند.

$$cd_k(x_{[i,k]}) = \frac{z_k(x_{[i+1,k]}) - z_k(x_{[i-1,k]})}{z_k^{\max} - z_k^{\min}} \quad (14)$$

$$cd(x) = \sum_k cd_k(x) \quad (15)$$

برای درک بهتر مفهوم فاصله ازدحام، در شکل ۱۰ فاصله ازدحام نقطه x محاسبه شده است. هرچه نقطه و عضوی از یک جبهه، فاصله ازدحام بیشتری داشته باشد، بدین معنی است که تراکم پاسخ ها در آن حدود کمتر بوده و بنابراین آن عضو برای قرار گرفتن در نسل بعدی شایسته تر است.

مراحل الگوریتم NSGA-II در بهینه سازی بالک

۱- ابتدا جمعیت P_0 با اندازه N بصورت تصادفی ایجاد می شود. از شمارنده t برای تمایز بین نسل ها استفاده می شود. در این مرحله $t=0$ است.

۲- با اعمال عملگرهای همگذاری و جهش یک جمعیت فرزند Q_0 با اندازه N تولید می شود.

۳- جمعیت R_t با اندازه 2N از اجتماع P_t, Q_t ایجاد می گردد.

۴- با استفاده از روش مرتب سازی غلبه نشده تمامی اعضای جمعیت در جبهه های F_1, F_2, \dots, F_n قرار می گیرند و برای اعضای همه جبهه ها مقادیر فواصل ازدحام محاسبه می شود.

۵- جمعیت والدین P_{t+1} بصورت زیر اجرا می شود: در صورتیکه $|P_{t+1}| + |F_i| > N$ ، اعضای از F_i که فاصله ازدحام بیشتری داشته باشند به P_{t+1} اضافه می شوند تا اندازه جمعیت P_{t+1} برابر N شود.

¹ pareto

² Crowding Distance

جدول ۳ - عملگرهای ژنتیکی و پارامترهای به کار رفته در

روش WOGA

جمعیت اولیه	تعداد نسلها	شرط توقف	روش انتخاب	روش جهش	روش همگذری
۳۰	۷۰۰ نسلها	اتمام نسلها	Tournament	Uniform	Two point

جدول ۴ - عملگرهای ژنتیکی و پارامترهای به کار رفته در

روش NSGA-II

جمعیت اولیه	تعداد نسلها	شرط وقف	روش انتخاب	روش جهش	روش همگذری
۳۰	۴۵۰ نسلها	اتمام نسلها	Tournament t	polynomial	SBX

نتایج

مجموعه نقاط بهینه پرتو بدست آمده از روش NSGA-II در شکل ۱۳ نشان داده شده است. این نقاط مجموعه ای از بالکهای بهینه است که هر کدام از آنها در یک Ca معین هندسه ای را به دست میدهد که بالاترین Cmz را دارد.

در شکل ۱۴ تغییرات Ca و Cmz نقاط بهینه پرتو بر حسب تغییرات پارامتر هندسی ارتفاع بالک رسم شده است. در بازه $45 < h < 50$ بیشترین نرخ افزایش Cmz در مقابل نرخ افزایش Ca را مشاهده می کنیم.

در شکل ۱۵ بهبود روند نتایج در نسلهای مختلف نشان داده شده است. گسستگی موجود در ده نسل اول به علت عدم حذف نقاط غیر بهینه می باشد. با ادامه روند تکاملی تا نسل ۵۰ نتایج بهبود پیدا می کند و به سمت مینیمم شدن در نسل ۴۵۰ میل می کند.

در شکل ۱۶ نمودار تغییرات Ca و Cmz نقاط پرتو در روش NSGA-II نشان داده شده است. نقاط پرتو به خوبی در کل فضای حل NSGA-II پخش شده اند و نقاط بهینه بدست آمده هم شامل نقاط با Cmz بالا و هم نقاطی با Ca پایین است.

در شکل ۱۷ تغییرات Ca و Cmz نقاط بهینه در روش افزایش ضریب وزنی WOGA بر حسب افزایش ضریب وزنی Cmz رسم شده اند.

در شکل ۱۸ نتایج بدست آمده از هر دو روش بر روی یک نمودار نشان داده شده است. نتایج روش WOGA با اعمال ۷ دسته ضرایب وزنی با یک روند افزایشی در ضریب وزنی راندمان بدست آمده است. روش NSGA II در مقایسه با روش

۶- پس از تشکیل جمعیت P_{t+1} ، با استفاده از روش انتخاب مسابقه ای^۱، مقایسه رتبه بین اعضای هر مسابقه انجام می شود. عضوی که رتبه بهتری (پایین تر) داشته باشد، انتخاب می شود. در حالتی که رتبه اعضای تورنمنت یکسان باشد، عضوی که فاصله ازدحام آن بیشتر باشد، انتخاب می شود. سپس عملگرهای همگذری و جهش برای تولید جمعیت فرزندان Q_{t+1} با اندازه N بکار می رود.

۷- $t=t+1$ و به مرحله ۳ می رود [۱۳] (شکل ۱۱).

تابع هدف

در روشهای مختلف بهینه سازی، ابتدا باید یک مدل ریاضی مناسب شامل یک تابع هدف بر حسب متغیرهای طراحی و قيود حاکم بر مساله تعریف نمود با توجه به این که Ca و Cmz بر عملکرد پرتابه اثرگذارند، این دو پارامتر به عنوان توابع هدف انتخاب شده اند. تابع هدف در روش WOGA مطابق رابطه ۱۶ در نظر گرفته شده است که در آن w_1, w_2 ضرایب وزنی هستند.

$$f(1) = f(x(1), x(2), x(3), x(4)) = w_1(Ca) + w_2(Cmz) \quad (16)$$

توابع هدف در روش NSGA-II مطابق رابطه ۱۷ و ۱۸ در نظر گرفته شده است.

$$f(1) = f(x(1), x(2), x(3), x(4)) = \text{min}(Ca) \quad (17)$$

$$f(2) = f(x(1), x(2), x(3), x(4)) = \text{min}(Cmz) \quad (18)$$

روند حل

در این مقاله حل عددی در فرترن صورت گرفته است و از برنامه های کامپیوتری شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک در نرم افزار مطلب استفاده شده است. مراحل اتصال این برنامه ها به هم در شکل ۱۲ نشان داده شده است.

در روش WOGA برای بهینه سازی از ضرایب وزنی مختلفی استفاده شده است. این ضرایب در جدول ۲ ارائه گردیده اند. همچنین عملگرها و پارامترهایی که در بهینه سازی با روش WOGA استفاده شده اند در جدول ۳ آمده است. در روش NSGA-II از عملگرهای ژنتیکی متفاوتی نسبت به روش WOGA استفاده شده که این عملگرها در جدول ۴ بیان گردیده اند.

جدول ۲ - ضرایب وزنی استفاده شده در روش WOGA

W1	۰.۹	۰.۸	۰.۷	۰.۵	۰.۳	۰.۲	۰.۱
W2	۰.۱	۰.۲	۰.۳	۰.۵	۰.۷	۰.۸	۰.۹

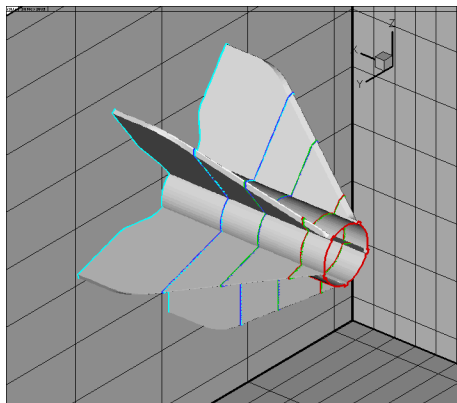
¹ Tournament Selection

11. Konak A., Coit W., Smith A.E., Multi objective optimization using genetic algorithm: A Tutorial , *Journal of Reliability Eng and system safety*, Vol.91, 2006, pp.992-1007

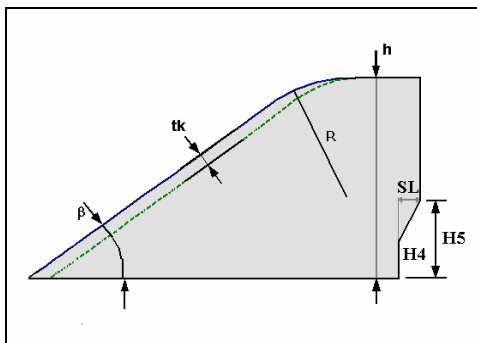
12. Augusto O.B., Rabeau S., Ph.De' pince', F. Bennis, Multi-objective genetic algorithms: A way to improve the convergence rate, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol.19 2006, pp.501-510.

13. Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T., A fast and elitist multi objective genetic algorithm: NSGA-II., *IEEE Transaction Evolutionary Computation*, Vol.6(2), 2002, pp.182-197.

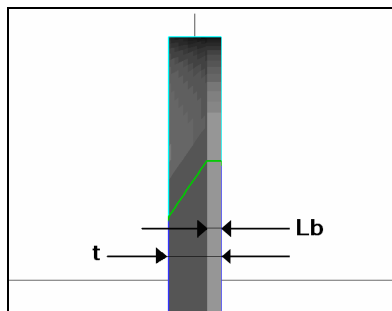
شکل‌ها و نمودارها



شکل ۱- بالک‌ها



شکل ۲- نمای جانبی بالک



شکل ۳- نمای بخشی از بالک از جلو

WOGA نتایج بهینه‌تری را نشان می‌دهد به طوری که Cmz به سمت بیشینه و Ca به سمت کمینه میل می‌کند.

نتیجه‌گیری

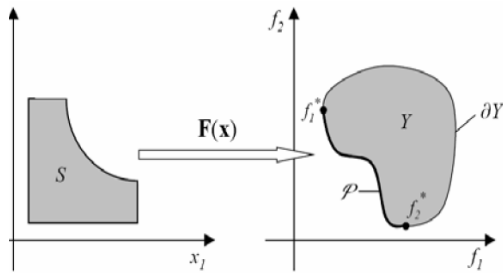
نتایج بدست آمده از روش NSGA-II نسبت به روش WOGA در Ca ثابت، هندسه‌ای با Cmz بالاتر بدست آورده است همچنین نتایج روش WOGA بعد از ۷ بار اجرای برنامه به ازای هر یک از ضرایب وزنی حاصل شده در حالی که نتایج روش NSGA II فقط با یک بار اجرای الگوریتم بدست آمده است.

مراجع

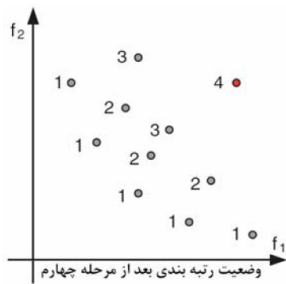
1. Rumelhart DE, McClelland JL, the PDP Group, Parallel distributed processing, *Cambridge*, 1986, vol. I and II.
2. Norgaard M, Jorgenson CC, Ross JC, Neural network prediction of new aircraft design coefficients, *NASA TM-112197*, May 1997, p. 20
3. K.C. Giannakoglou, Papadimitriou and I.C. Karpolis, Aerodynamic shape design using evolutionary algorithms and new gradient-assisted metamodels , *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering* , 15 September 2006, Volume 195, Issues 44-47, Pages 6312-6329.
4. P. Cinnella, Optimal airfoil shapes for viscous transonic flows of Bethe-Zel'dovich Thompson fluids , *Computer & Fluids Article in Press*, July 2007, Corrected Proof.
5. J.J. Alonso, Aircraft design optimization, *Mathematics and Computers in Simulation Article in Press*, July 2007, Corrected Proof.
6. Mahmood Pasandideh-F, Hamed Montazeri, Numerical Analysis and Parametric Study of supersonic Projectiles with Fins using Multi-block Grid Generations, *CFD CANADA*
7. M.Pasandideh Fard, and M.Malek Jafarian, Full Navier-Stokes Computations of Supersonic Flows over a Body at High Angles of Attack and Investigation of Crossflow Separation, *SCIENTIA IRANICA*, Vol. 11, No. 4, fall 2004.
8. M.,Malek Jafarian, and M.,Pasandideh Fard ,Three Dimensional Transonic Flow Computations over a Projectile and at the Base Region, *J A S T*, Vol. 2, No. 1, winter 2005.
9. یساری، لوایی، پسندیده فرد، یساری، تخمین و بهینه سازی پارامتر کارایی بالک‌های یک پرتابه مافوق صوت با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک، کنفرانس سراسری انجمن هوا فضا، ایران، ۱۳۸۵
10. Coelho R.F., Multi criteria Optimization with Expert Rules for Mechanical Design, *PhD Dissertation, UNIVERSITÉ LIBRE DE BRUXELLES*, 2004.



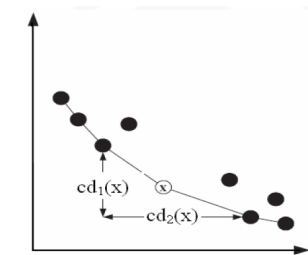
شکل ۷- مراحل الگوریتم ژنتیک



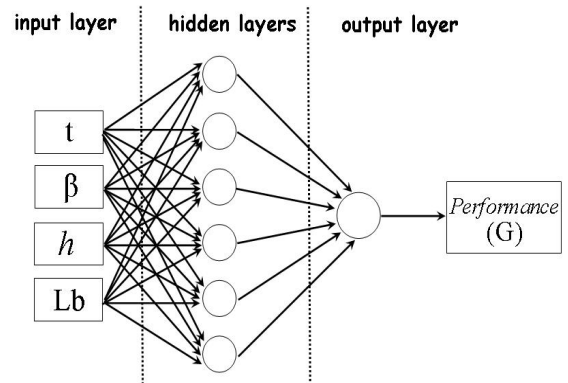
شکل ۸- یک مسئله بهینه سازی چندهدفه



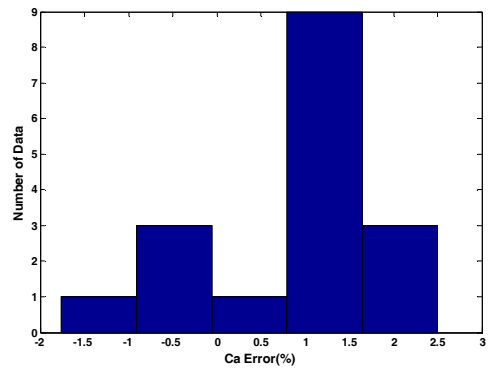
شکل ۹- رتبه بندی اعضای یک نسل در جبهه های مختلف



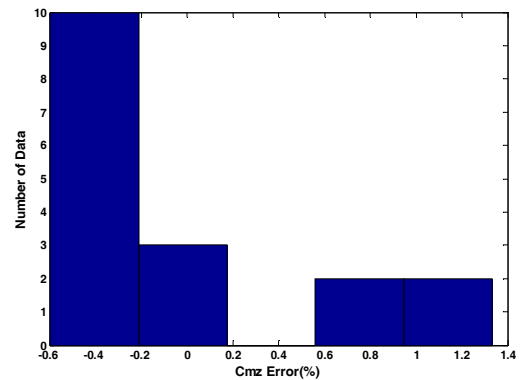
شکل ۱۰- فاصله ازدحام نقاط اطراف x



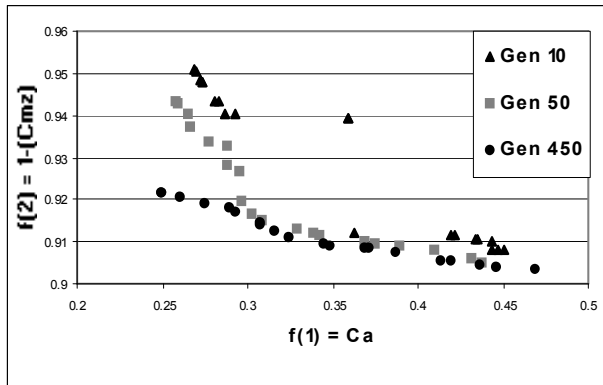
شکل ۴- شبکه عصبی با متغیرها و لایه های آن



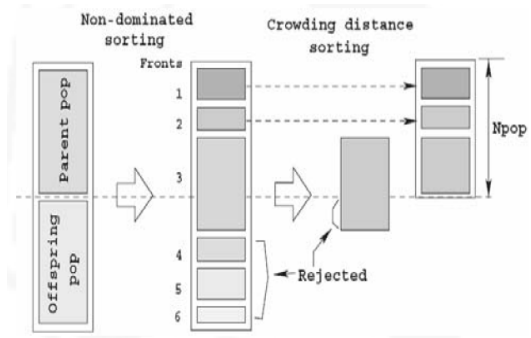
شکل ۵- هیستوگرام خطای حاصل از آزمایش شبکه برای پارامتر Ca



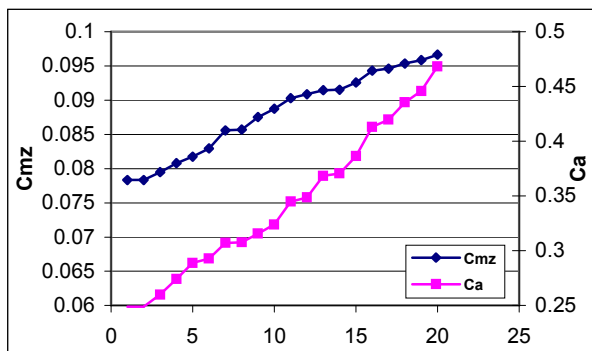
شکل ۶- هیستوگرام خطای حاصل از آزمایش شبکه برای پارامتر Cmz



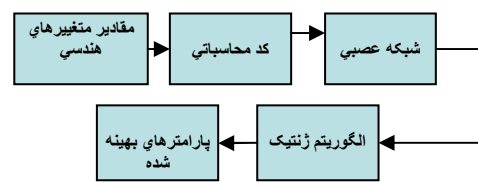
شکل ۱۵- روند بهبود نتایج در روش NSGA-II برای نسل‌های مختلف



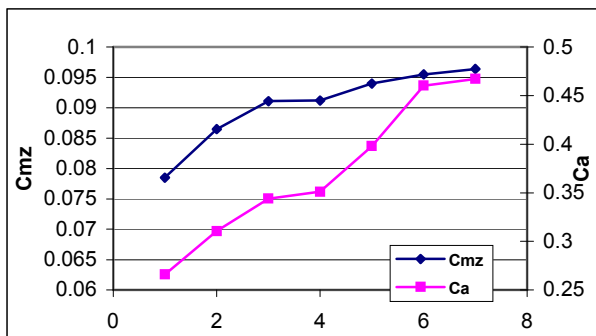
شکل ۱۱- فلوجارت مراحل NSGA-II



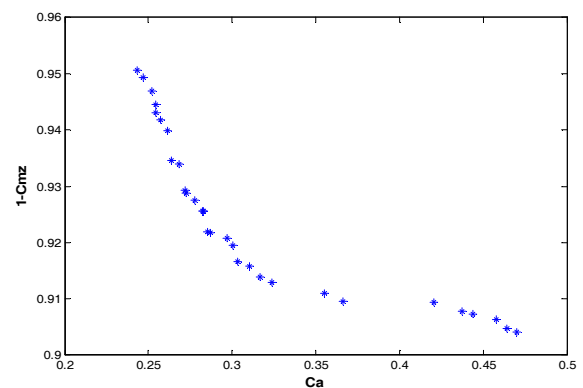
شکل ۱۶- نمودار تغییرات Ca و Cmz نقاط پرتو در روش NSGA-II



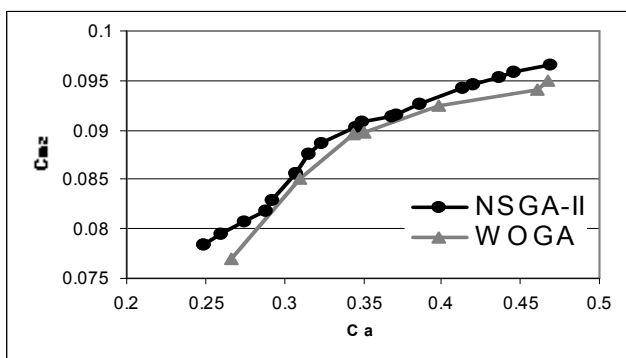
شکل ۱۲- مراحل حل مسئله



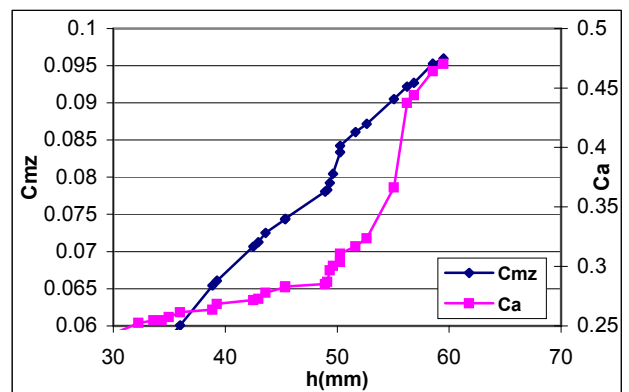
شکل ۱۷- نمودار تغییرات Ca و Cmz نقاط پرتو در روش WOGA



شکل ۱۳- مجموعه نقاط بهینه پرتو بدست آمده از روش NSGA-II



شکل ۱۸- نقاط بهینه بدست آمده از هر دو ر



شکل ۱۴- تغییرات Ca و Cmz نقاط بهینه پرتو بر حسب تغییرات پارامتر هندسی ارتفاع بالک