



بهینه سازی چند هدفه نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه موتور توربوفن با الگوریتم ژنتیک براساس مدل سازی توابع با شبکه عصبی

مسیح شریفی^{۱*}، احمد باقری^۲

* نویسنده مسئول: sharifi_masih@yahoo.com

واژه های کلیدی

شبکه عصبی GMDH، الگوریتم ژنتیک،

نمودار پارتو، موتور توربوفن، نیروی رانش

مصرف سوخت ویژه

چکیده

در این مقاله، از شبکه عصبی از نوع (GMDH) Group Method of Data Handling به عنوان ابزاری با قابلیت بالا در مدل سازی سیستم های غیر خطی و پیچیده، برای مدل سازی موتور توربوفن استفاده شده است. بدلیل اهمیت میزان مصرف سوخت و تاثیر آن بر روی نیروی رانش موتور توربوفن به خصوص در موتور هواپیماهای تجاری و مسافربری در این تحقیق تاثیر نسبت سوخت به هوا بر روی دو پارامتر بسیار مهم یعنی مصرف سوخت ویژه و تراست در ارتفاع ها و سرعت های متفاوت در محدوده رژیم زیر سرعت صوت بررسی شده است. سپس از شبکه عصبی از نوع GMDH برای مدل سازی تاثیر ارتفاع پروازی (H) و میزان نسبت سوخت به هوا (F/O) بر روی نیروی رانش (T) و مصرف سوخت ویژه (SFC) موتور توربوفن استفاده شده است. در نهایت، بهینه سازی چند هدفه با مدل های بدست آمده از شبکه عصبی برای نیروی رانش (T) و مصرف سوخت ویژه (SFC) توسط الگوریتم ژنتیک انجام شده تا بهترین نقاط عملکردی برای موتور بدست آید.

۱- کارشناسی ارشد مکانیک، کارشناس تعمیرات مکانیک، نیروگاه شهید محمد منتظری

۲- استاد، دانشکده مکانیک، دانشگاه گیلان

۱- مقدمه

سرعت پروازی و نسبت سوخت به هوا در محفظه احتراق و نسبت کنار گذر موتور محاسبه می شوند.

تراست همان نیروی ناشی از تغییر اندازه حرکت گازهای عبوری از موتور می باشد که برای موتور توربوفن با توجه به شکل (۱) از معادله (۱) قابل محاسبه است.

$$F = \dot{m}_9 v_9 + \dot{m}_{19} v_{19} + (p_9 - p_0) A_9 + (p_{19} - p_0) A_{19} - \dot{m}_a v_a \quad (1)$$

که در این رابطه F نیروی رانش، $\dot{m}_9$ دبی گازهای خروجی داغ از نازل اصلی، v_9 سرعت گازهای خروجی داغ از نازل اصلی، $\dot{m}_{19}$ دبی هوای خروجی از نازل فن، v_{19} سرعت هوای خروجی از نازل فن، p_9 فشار در خروجی نازل اصلی، p_0 فشار هوای محیط، A_9 مساحت سطح خروجی نازل اصلی، p_{19} فشار در خروجی نازل فن، A_{19} مساحت سطح خروجی نازل فن، $\dot{m}_a$ دبی هوای ورودی به موتور و v_a سرعت هوای ورودی به موتور است [۳].

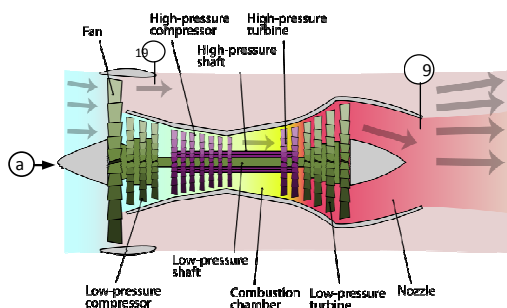
با تعریف نسبت دبی جریان کنار گذر به دبی جریان و نسبت دبی سوخت به جریان مرکزی به صورت زیر:

$$\alpha = \frac{\dot{m}_{fan-bypass}}{\dot{m}_o}, \quad f = \frac{\dot{m}_f}{\dot{m}_o} \quad (2)$$

رابطه (۱) به صورت زیر بازنویسی می شود:

(۳)

$$F = \dot{m}_o (1+f) v_9 + \alpha \dot{m}_o v_{19} - (1+\alpha) \dot{m}_o v_o + (p_9 - p_0) A_9 + (p_{19} - p_0) A_{19}$$



شکل (۱) شماتیک موتور توربوفن با شماره گذاری ایستگاه

ها [۲]

طراحان سیستم های هواپیما در زمینه های مختلف از قبیل طراحی سازه، طراحی آیرودینامیک هواپیما و غیره تلاش زیادی در دهه های گذشته انجام داده اند. با توجه به اهمیت موتور هواپیما به عنوان سیستم ایجاد رانش، موضوع طراحی موتور از حساس ترین مراحل طراحی می باشد و باعث شده تا طراحان موتور همیشه در پی بهبود سیستم رانش هواپیما ها، باشند. در سال ۲۰۰۰ آقای چارلی اسوبودا پایگاه داده ای بزرگی از موتورهای توربوفن شناخته شده تا آن زمان را برای نسبت کنار گذر بالای عدد دو، فراهم کرد. پارامترهای اساسی مثل وزن، طول و قطر فن، طول موتور، نیروی رانش در حالت افقی و جرم جریان هوای ورودی، نسبت کنار گذر، مصرف سوخت مخصوص بلند شدن هواپیما همه بر پایه نیروی رانش موتور بررسی شدند [۱]. در سال ۲۰۰۸ آقای بتل طرحی ساده را برای عملکرد مصرف سوخت و نیروی رانش موتور توربوفن دو محوره ارائه داد [۲].

در این مقاله، شبکه عصبی نوع GMDH برای مدل سازی تاثیر ارتفاع پروازی (H) و میزان مصرف سوخت (F/O) بر روی نیروی رانش (T) و مصرف سوخت ویژه (SFC) برای موتور توربوفن به کار گرفته شده است. سپس بهینه سازی چند هدفه بر روی توابع بدست آمده از مدل سازی بر اساس بیشینه کردن نیروی رانش و کمینه کردن مصرف سوخت ویژه توسط الگوریتم ژنتیک انجام گرفته و برداری از پاسخهای برتر در غالب نمودارهای Pareto ارائه شده است.

۲- نمودارها و سیکل ترمودینامیکی، تراست و مصرف سوخت ویژه (SFC) موتور توربوفن

توربین گازی که بر اساس سیکل برایتون کار می کند شامل ورودی، کمپرسور، محفظه احتراق، توربین و نازل است. پارامترهای فشار و دما در طول سیکل بر اساس ارتفاع پروازی و

حال با این داده‌ها می‌توان به آموزش شبکه عصبی از نوع GMDH

برای پیشگویی مقادیر خروجی $\hat{y}_i$ برای هر بردار ورودی داده شده

$$X = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in})$$

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (۶)$$

گونه‌ای که میانگین مربعات خطا خروجی واقعی و خروجی پیش-بینی شده کمینه گردد به بیان دیگر:

$$\sum_{i=1}^M [\hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) - y_i]^2 \rightarrow \min \quad (۷)$$

می‌توان ارتباط کلی بین متغیرهای ورودی و خروجی با استفاده از سری‌های والترا به صورت رابطه ۴ بیان کرد:

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (۸)$$

که به چند جمله‌ای Kolmogorov-Gsbor مشهور است. این فرم کلی ریاضی را می‌توان با یک سیستم درجه دوم که تنها دو متغیره (نرون‌ها) است به فرم زیر ارائه داد:

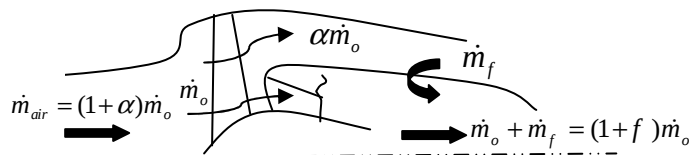
$$\hat{y} = G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i x_j + a_4 x_i^2 + a_5 x_j^2 \quad (۹)$$

در این روش چند جمله‌های درجه دوم جزئی به صورت بازگشتی در نرون‌های ارتباط‌دهنده در شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد تا ارتباط ریاضی کلی بین متغیرهای ورودی و خروجی ارائه شده در معادله (۵) را ایجاد کند [4]. ضرایب a_0 در معادله (۶) به وسیله تکنیک‌های رگرسیون محاسبه می‌شود بنابراین اختلاف بین خروجی واقعی y و مقدار محاسبه شده $\hat{y}$ برای هر جفت متغیرهای ورودی (x_i, x_j) کمینه می‌شود. در واقع در درخت ساخته شده از چند جمله‌ایها با استفاده از فرم دو جمله‌ای ارائه شده در معادله (۶) می‌توان دید که ضرایب آن از روش حداقل مربعات (Least square) به دست می‌آید در این روش ضرایب هر تابع درجه دوم G_i به صورتی که در تمامی مجموعه‌ی داده‌های ورودی - خروجی به طور مناسب خروجی به صورت بهینه باشد به دست می‌آید که در آن

$$E = \frac{\sum_{i=1}^M (y_i - G_i(0))^2}{M} \rightarrow \min \quad (۱۰)$$

همانطور که در شکل (۲) دیده می‌شود، دبی هوای عبوری از

هسته موتور، $\alpha \dot{m}_o$ دبی هوای عبوری از فن و $(1 + \alpha) \dot{m}_o$ کل دبی هوای ورودی به موتور است.



شکل (۲) دبی‌های گذرنده از یک موتور توربوفن

برای موتورهای جت، مصرف سوخت ویژه اغلب بصورت نسبت سوخت مصرفی بر واحد نیروی رانش تعریف می‌شود که واحد آن کیلوگرم بر نیوتن ساعت می‌باشد.

$$SFC = \frac{\dot{m}_f}{F} \quad (۴)$$

۳- مدل‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی از

نوع GMDH

الگوریتم دسته بندی داده های عددی یا به اختصار GMDH یکی از معروفترین نوع شبکه های عصبی است. GMDH سیستمی خود سازمانده بوده که در آن مدل‌های پیچیده بر پایه داده‌های چندگانه اولیه ورودی و خروجی تکامل یافته، بتدریج شکل می‌گیرند.

شبکه عصبی از نوع GMDH در بر گیرنده مجموعه ای از نرون ها است که از پیوند جفت های مختلف از طریق یک چند جمله ای درجه دوم بوجود می آیند. شبکه با ترکیب چند جمله ای های درجه دوم حاصل از تمامی نرون ها ، تابع تقریبی $\hat{f}$ را با خروجی $\hat{y}$ ، برای بردار ورودی‌های داده شده $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ با کمترین خطا در مقایسه با خروجی واقعی y ، توصیف می کند. بنابراین برای M داده آزمایشگاهی شامل n ورودی و یک خروجی به شکل رابطه ۲ نمایش داده می شوند.

$$y_i = f(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (۵)$$

در فرم کلی الگوریتم GMDH، تمامی ترکیبات دو تایی (نرون ها) از کل n متغیر ورودی ساخته شده و ضرایب نا معلوم تمام نرون ها با استفاده از حداقل مربعات بدست می آیند. بنابراین

$$\binom{n}{2} = \frac{n(n-1)}{2}$$

نرون در لایه دوم ساخته می شوند که آن را می توان به شکل مجموعه (۸) نشان داد.

$$\{(y_i, x_{ip}, x_{iq}); (i = 1, 2, \dots, M)\} \quad p, q \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (11)$$

به عبارت دیگر می توان M داده سه گانه به صورت $\{(y_i, x_{ip}, x_{iq}); (i = 1, 2, \dots, M)\}$ از مشاهدات که با استفاده از $p, q \in \{1, 2, \dots, n\}$ بدست آمده به فرم زیر ساخت.

$$\begin{bmatrix} x_{1p} & x_{1q} & y_1 \\ x_{2p} & x_{2q} & y_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{Mp} & x_{Mq} & y_M \end{bmatrix}$$

با استفاده از زیر عبارت های درجه دوم به فرم معادله (۶) از هر ردیف از داده های سه گانه M ، به آسانی می توان معادله زیر را به دست آورد

$$Aa = Y$$

که در آن a یک بردار از ضرایب نامعلوم از چند جمله ای های درجه دوم نشان داده شده در معادله (۵) است یعنی

$$a = \{a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}$$

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_M\}$$

از مقادیر بردارهای ورودی و شکل تابع به آسانی می توان دید که

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{1q} & x_{1p}x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{Mp} & x_{Mq} & x_{Mp}x_{Mq} & x_{Mp}^2 & x_{Mq}^2 \end{bmatrix}$$

روش حداقل مربعات از آنالیز multiple-regression منجر به حل معادلات نرمال به فرم زیر می شود

$$a = (A^T A)^{-1} A^T Y$$

این معادله بردار ضرایب رابطه (۶) را برای تمام M مجموعه سه تایی ایجاد می کند. باید توجه داشت این مراحل برای هر نرون از لایه های پنهان بعدی بر طبق توپولوژی ارتباطی شبکه تکرار می شود [5].

۴- بهینه سازی چندهدفی بکمک الگوریتم ژنتیک

روشهای تکاملی به طور گسترده در حل مسایل بهینه سازی چند هدفی کاربرد دارند. بیشتر مشکلات و مسایلی که در روشهای معمول بهینه سازی چند هدفی وجود دارد، توسط این الگوریتم ها حل گردیده است. الگوریتم ژنتیک از جمله الگوریتم های تکاملی است که در حل مسائل بهینه سازی کاربرد وسیعی پیدا کرده است.

در اکثر مسائل بهینه سازی مهندسی، بهینه سازی بیش از یک تابع هدف برای طراحان از اهمیت برخوردار است و معمولاً چند تابع هدف که در تضاد یا ناهمسویی با یکدیگر هستند باید به طور همزمان توسط طراح بهینه شوند. در تحقیق حاضر الگوریتم ژنتیک، به عنوان ابزار بهینه سازی چندهدفی، با کاوش در فضای تعریف پارامترهای گزینشی مسئله، در یک روند تکاملی پاسخهای برتر را در غالب نمودارهای Pareto ارائه می دهد.

۵- موتور مورد آزمایش

آزمایش ها بر روی یک موتور توربوفن دو محوره با شعاع ورودی موتور ۰/۶۵ متر و نسبت فشار کمپرسور ۱۲ که دارای نسبت کنار گذر ۳ است انجام گرفته است، که در آن نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه، در سه ارتفاع مختلف ۱۰۰۰، ۱۰۰۰۰ متری سطح دریا، ۵۰۰۰ متری و ۱۰۰۰۰ متری و برای سرعت ثابت ۲۷۰ متر بر ثانیه و با نسبت سوخت های متفاوت، ۰/۰۱۵/۰/۰۲/۰/۰۲۵/۰/۰۳/۰/۰۳۵ اندازه گیری شده است که تراست برحسب نیوتن و مصرف سوخت ویژه برحسب کیلوگرم بر نیوتن ساعت و ارتفاع برحسب متر در نظر گرفته شده است [8].

۶- مدل سازی نیروی رانش (T) و مصرف

سوخت ویژه (SFC) با شبکه عصبی GMDH و

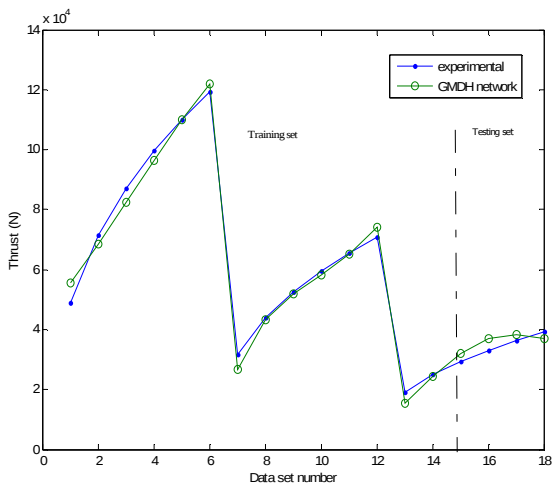
بهبود سازی آن با الگوریتم ژنتیک

دادهای بدست آمده مورد بحث در قسمت چهار در اینجا مورد استفاده قرار می گیرند. در اینجا دو دسته داده وجود دارد که جمعا ۳۲ نمونه هستند. در دسته اول ارتفاع پروازی و نسبت سوخت به هوا متغیر می باشند که بعنوان ورودی و نیروی رانش به

$$Y_{11122211} = -0.00001750 - 0.4419251Y_{1112} + 1.49034659Y_{2211} + 0.00001151Y_{1112}^2 - 0.0000145Y_{2211}^2 + 0.000003181Y_{1112} * Y_{2211}$$

$$Y_{11111212} = 0.0153283 - 83.2146408H + 7.34481758Y_{12} + 0.008425624H^2 - 0.00001137Y_{12}^2 - 0.000619504H * Y_{12}$$

$$Thrust = 0.000177064 - 1.57627057Y_{11122211} + 2.715055652Y_{11111212} - 0.00009069Y_{11122211}^2 - 0.000138044Y_{11111212}^2 + 0.000227112Y_{11122211} * Y_{11111212}$$



شکل (۴) مقایسه مقادیر نیروی پیشرانش داده های تجربی و

داده های بدست آمده توسط شبکه عصبی

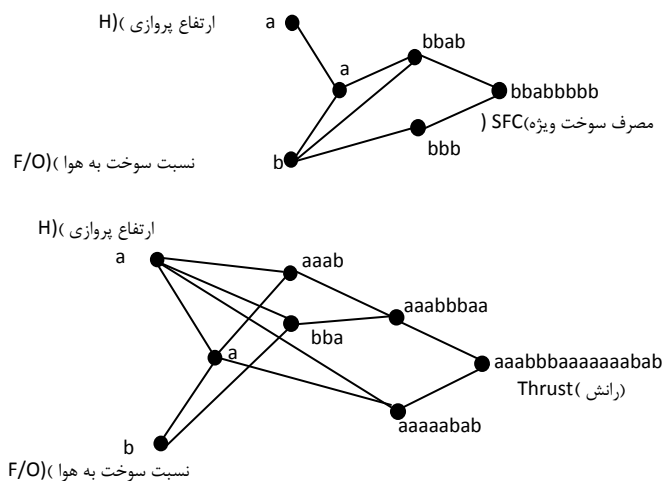
به طور مشابه چند جملهای مربوط به مصرف سوخت ویژه به صورت زیر است:

$$Y_{12} = 0.0000000181 + 0.0000458536635H - 0.000000045225F/O - 0.00000000289242H^2 - 0.00000000204 F/O^2 - 0.000358340163H * F/O$$

$$Y_{2212} = 0.250423856 - 11.325257775F/O - 0.04664056Y_{12} + 171.72306298F/O^2 - 0.72290929Y_{12}^2 + 5.58903332F/O * Y_{12}$$

$$SFC = 0.5120951 - 5.19065131Y_{2212} - 14.4981851F/O + 20.236698541Y_{2212}^2 + 136.218897208F/O^2 + 65.1603524Y_{2212} * F/O$$

عنوان خروجی محسوب می شوند. در دسته دوم نیز ارتفاع پروازی و نسبت سوخت به هوا متغیر می باشند و مصرف سوخت ویژه خروجی می باشد. برای ارزیابی توانایی پیشگویی شبکه، داده ها به دو مجموعه تقسیم شده و ۸۰ درصد داده ها برای آموزش شبکه و ۲۰ درصد آن برای بررسی توان پیشگویی شبکه مورد استفاده قرار می گیرد. به منظور استفاده از شبکه عصبی GMDH تعداد ۴۰ جمعیت اولیه با احتمال crossover ۰/۹ و احتمال جهش (mutation) ۰/۰۵ و تعداد تکرار نسل (generation) ۳۰۰ انتخاب شده است. ساختار شبکه عصبی برای نیروی رانش دارای ۳ لایه پنهان و ارائه ژنوم aaabbbbaaaaaabab و برای مصرف سوخت ویژه دارای ۲ لایه پنهان با ژنوم bbabbbbb است که در شکل (۴) نشان داده شده است.



شکل (۳) ساختار بدست آمده از شبکه عصبی برای نیروی

پیشرانش مصرف سوخت ویژه

چند جمله ای مربوط به نیروی رانش به صورت زیر می باشد.

$$Y_{12} = 0.00990 + 20.49943H + 0.01860956F/O - 0.002573H^2 + 0.0008331 F/O^2 + 145.357430H * F/O$$

$$Y_{1112} = 0.015328347 - 83.2146408H + 7.34481758Y_{12} + 0.00842562H^2 - 0.0000113 Y_{12}^2 - 0.0006195H * Y_{12}$$

$$Y_{2211} = 0.00990617 + 0.01860956F/O + 24.99437672H + 0.00083313F/O^2 - 0.00257378 H^2 + 145.35743046F/O * H$$

جدول (۲) تحلیل آماری برای مصرف سوخت ویژه

	R^2	درصد خطا
آزمایش	0/99973232	1/08369955
تست	0/99965782	1/84885618
کل	0/99972810	1/16871695

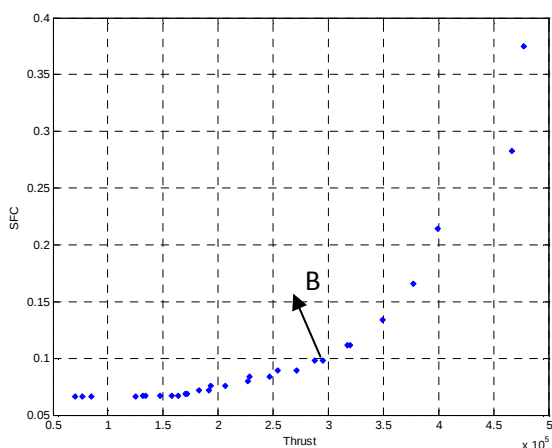
پس با توجه به توابع بدست آمده برای نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه توسط الگوریتم ژنتیک بهینه سازی چند هدفه انجام گرفته شده است.

در جدول زیر مؤلفه های الگوریتم ژنتیک که در اجرای برنامه انتخاب شده است ارایه شده است.

جدول (۳) پارامترهای مهم الگوریتم ژنتیک

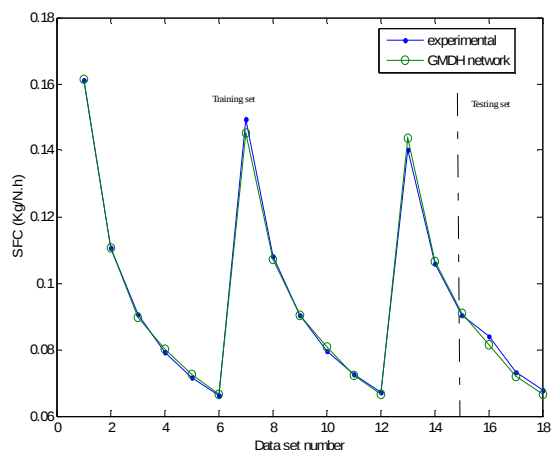
Generation	Population size	Crossover Probability	Mutation Probability
۷۰۰	۲۰۰	۰.۹۵	۰.۰۵

توابع هدف در بهینه سازی، نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه می باشد که در اینجا بهینه سازی بر اساس بیشینه کردن نیروی رانش و کمینه کردن مصرف سوخت ویژه می باشد. پس از چندین بار اجرای برنامه مجموعه پاسخ های نهایی در غالب نمودار پارتو در شکل (۶) آورده شده است.



شکل (۶) نمودار پارتو بدست آمده توسط الگوریتم ژنتیک

برای پیش رانش و مصرف سوخت ویژه



شکل (۵) مقایسه مقادیر مصرف سوخت ویژه داده های

تجربی و داده های بدست آمده توسط شبکه عصبی

برای مشخص کردن دقت شبکه های ایجاد شده درصد خطا MAPE و R^2 توسط روابط زیر بدست آورده شده است.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_j (t_j - o_j)^2}{\sum_j (o_j)^2}$$

$$MAPE = \frac{1}{p} \sum_j \left| \frac{t_j - o_j}{t_j} \right| \times 100$$

که t بیانگر مقادیر واقعی و o بیانگر مقادیر بدست آمده از شبکه و p تعداد داده های می باشد. این مقادیر و جدول ۱ و ۲ برای نیروی پیش رانش و مصرف سوخت ویژه برای هر دو مجموعه داده های آموزش و تست آورده شده است [9].

جدول (۱) تحلیل آماری برای پیش رانش

	R^2	درصد خطا
آزمایش	99770761/0	6/01014104
تست	0/99670725	5/73825116
کل	0/99768728	5/99503605

ارتفاع پروازی (m)	نسبت سوخت به هوا	پیشرانیش (T)	مصرف سوخت ویژه
۱۲۸۴۷	۰.۰۰۱	۴۷۷۶۱۱	۰.۳۷۵۳
۱۲۶۹۸	۰.۰۰۳	۴۶۶۴۷۱	۰.۲۸۲۵
۱۲۴۷۴	۰.۰۰۶۴	۳۹۹۳۴۵	۰.۲۱۳۸
۱۲۳۲۵	۰.۰۰۹۲	۳۷۷۰۶۲	۰.۱۶۶۰
۱۲۲۵۰	۰.۰۱۱۹	۳۴۹۲۷۷	۰.۱۳۳۵
۱۲۱۰۱	۰.۰۱۴۷	۳۲۰۰۳۹	۰.۱۱۱۹
۱۲۰۲۷	۰.۰۱۴۷۰	۳۱۷۵۷۹	۰.۱۱۱۸
۱۱۹۵۲	۰.۰۱۷۴	۲۹۴۹۸۶	۰.۰۹۸۱
۱۱۸۷۸	۰.۰۱۷۴۴	۲۸۷۵۰۶	۰.۰۹۸۱
۱۱۸۰۳	۰.۰۲۰۱	۲۷۱۰۹۸	۰.۰۸۹۵
۱۱۸۷۸	۰.۰۲۰۱۸	۲۵۳۹۰۵	۰.۰۸۹۵
۱۱۶۵۴	۰.۰۲۲۹	۲۴۶۳۷۷	۰.۰۸۳۷
۱۱۵۸۰	۰.۰۲۲۹	۲۲۸۲۰۶	۰.۰۸۳۷
۱۱۵۸۰	۰.۰۲۵۶	۲۲۷۲۴۱	۰.۰۷۹۴
۱۱۴۳۱	۰.۰۲۸۴	۲۰۶۵۸۵	۰.۰۷۵۵
۱۱۳۵۶	۰.۰۲۸۴	۱۹۳۲۸۶	۰.۰۷۵۴
۱۱۳۵۶	۰.۰۳۱۱	۱۹۱۳۳۰	۰.۰۷۱۸
۱۱۲۸۲	۰.۰۳۱۱	۱۸۲۷۷۰	۰.۰۷۱۷
۱۱۳۵۶	۰.۰۳۳۸	۱۷۱۸۹۰	۰.۰۶۸۷
۱۱۲۰۷	۰.۰۳۳۸	۱۷۰۵۷۵	۰.۰۶۸۵۹
۱۱۲۰۷	۰.۰۳۶۶	۱۶۳۳۵۰	۰.۰۶۶۸۸
۱۱۱۳۳	۰.۰۳۶۶	۱۵۸۱۵۴	۰.۰۶۶۷
۱۱۰۵۸	۰.۰۳۶۶	۱۴۷۵۴۶	۰.۰۶۶۷

باید توجه داشت که تمامی نقاط در شکل میتواند نقطه بهینه در طراحی باشد. در نمودار بالا طراح با توجه به خواسته خود یک مصالحه بین نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه انجام می دهد و یکی از نقاط بالا را به عنوان نقطه طراحی در نظر می گیرد.

مقادیر متغیرهای طراحی و توابع هدف نمودار پارتو در پیوست (الف) آورده شده است که بر اساس آن نقطه B به عنوان نقطه عملکرد بهینه این موتور انتخاب شده است.

جدول (۴) متغیرهای طراحی و توابع هدف نقطه B

مصرف سوخت ویژه	پیشرانیش	نسبت سوخت به هوا	ارتفاع پروازی
۰.۰۹۸۱	۲۹۴۹۸۶	۰.۰۱۷۴	۱۱۹۵۲

۷- نتیجه گیری

در این مقاله، از شبکه عصبی GMDH برای مدل سازی نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه یک موتور توربوفن استفاده شد. سپس با الگوریتم ژنتیک یک بهینه سازی چند هدفه بر اساس بیشینه کردن نیروی پیشرانیش و کمینه کردن مصرف سوخت ویژه انجام گرفت. بر اساس دادهای بدست آمده از بهینه سازی برای این موتور توربوفن در هنگام پرواز در ارتفاع ۱۱۹۵۲ متری و نسبت سوخت به هوا ۰.۰۱۷۴ دارای بیشینه نیروی پیشرانیش و کمینه مصرف سوخت ویژه می باشد.

۸- فهرست علائم

مصرف سوخت ویژه (کیلوگرم / نیوتون.ساعت) (SFC (kg/N.h)
 $\dot{m}_9$ (kg/s) دبی گازهای خروجی داغ (کیلوگرم / ثانیه)
 V_9 (m/s) سرعت گازهای خروجی داغ از نازل اصلی
 $\dot{m}_{19}$ (kg/s) دبی هوای خروجی از نازل فن (کیلوگرم / ثانیه)
 V_{19} (m/s) سرعت هوای خروجی از نازل فن (متر/ثانیه)
 p_9 فشار در خروجی نازل اصلی (پاسکال)

۹- پیوست

(الف) مقادیر متغیرهای طراحی و توابع هدف نمودار پارتو

[۸] بهفرشاد، ق. ، حیدری م.م. ، نظامی م. ، (۲۰۰۹) ، بررسی تاثیر نسبت مصرف سوخت به هوا در نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه در موتور توربوفن در شرایط پروازی متفاوت، هشتمین کنفرانس سالانه بین المللی انجمن هوافضای ایران ، اصفهان، شاهین شهر، دانشگاه صنعتی مالک اشتر ۳۴۹-۳۵۳.	۱۰۹۸۴	۰.۰۳۶۶۳	۱۳۴۲۶۶	۰.۰۶۶۷
[۹] شریفی م، شهریار ب، باقری ا، مدل سازی نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه برای موتور توربوفن با استفاده از شبکه عصبی نوع GMDH، مجله علمی و پژوهشی مدل سازی در مهندسی، شماره ۲۸، ۷-۱، بهار ۱۳۹۱.	۱۲۲۳	۰.۰۳۶۶۳	۱۳۲۰۰۳	۰.۰۶۶۷
	۱۰۰۰	۰.۰۳۶۶۳	۱۲۵۵۲۴	۰.۰۶۶۶۹
	۱۰۶۸۶	۰.۰۳۶۶	۸۴۹۱۸	۰.۰۶۶۶

مراجع:

- [1] Sroboda Ch. (2000) . “Turbofan Engine database as a preliminary design tool”. *Aircraft design*, Vol. 3, pp. 17-31.
- [2] Farokhi S. (2009). “ Aircraft Propulsion”. John Wiley & Sons
- [3] Battel M., Young T.M, Fied S. (2008) . “Thrust and fuel consumption models for modern two shaft turbfan engines”. *Journal of Aircraft*, Vol 45, pp. 1484 -148
- [4] Jamali A., Nariman-zadeh N., Darvizeh A., Masoumi A., Hamrang S. (2009). “Multi-objective evolutionary optimization of polynomial neural networks for modeling and prediction of explosive cutting process”. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol 22, pp. 676-687
- [5] Nariman-Zadeh N., Darvizeh A., Jamali A., Moeini A. (2005) . “Evolutionary design of generalized polynomial neural networks for modeling and prediction of explosive forming process”. *Journal of Materials Processing Technology*, pp. 1561-1571
- [6] Atashkari K., Nariman-Zadeh N., Golcu M. , Khalkhali A. , Jamali A. (2007) . “ Modeling and multi-objective optimization of a variable valve-timing spark-ignition engine using polynomial neural networks and evolutionary algorithms”. *Energy Conversion and Management* , Vol 48 , pp.1029-1041
- [7] Amanifard N., Nariman-Zadeh N., Borji M., Khalkhali A., Habibdoust A. ,(2008). “ Modeling and Pareto optimization of heat transfer and flow coefficients in micro channels using GMDH type neural networks and genetic algorithms”. *Energy Conversion and Management* , pp.311-325