

مدل سازی نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه برای موتور توربوفن با استفاده از شبکه عصبی نوع GMDH

مسیح شریفی^{۱*}، بهروز شهریاری^۱ و احمد باقری^۲

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>واژگان کلیدی: شبکه عصبی GMDH، الگوریتم ژنتیک، موتور توربوفن، نیروی رانش، مصرف سوخت ویژه.</p>	<p>در این مقاله، از شبکه عصبی از نوع Group Method of Data Handling یا به اختصار GMDH، مبتنی بر الگوریتم ژنتیک به عنوان ابزاری با قابلیت بالا در مدل سازی سیستم‌های 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 ارتفاع‌ها و سرعت‌های متفاوت در محدوده رژیم زیر سرعت صوت بررسی شده است. سپس از شبکه عصبی از نوع GMDH مبتنی بر الگوریتم ژنتیک برای مدل سازی تاثیر ارتفاع پروازی و میزان نسبت سوخت به هوا بر روی نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه موتور توربوفن استفاده شده است. در نهایت، مدل بدست آمده با داده‌های واقعی مقایسه شده است؛ که کارایی و دقت شبکه را نشان می‌دهد. با استفاده از توابع ریاضی بدست آمده از مدل سازی نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه، قادر به بهینه سازی موتور و پیش بینی بهترین نقاط عملکردی برای آن خواهیم شد.</p>

۱- مقدمه

در سال ۲۰۰۰ آقای چارلی اسوبودا پایگاه داده‌های بزرگی از موتورهای توربوفن شناخته شده تا آن زمان را برای نسبت کنارگذر 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 کنارگذر، مصرف سوخت مخصوص بلندشدن 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].

طراحان سیستم‌های هواپیما در زمینه‌های مختلف از قبیل طراحی سازه، طراحی آیرودینامیک هواپیما و غیره تلاش زیادی در دهه‌های گذشته انجام داده‌اند. با توجه به اهمیت موتور هواپیما به عنوان سیستم ایجاد رانش، موضوع طراحی موتور از حساس‌ترین مراحل طراحی می‌باشد و باعث شده تا طراحان موتور همیشه در پی بهبود سیستم رانش هواپیماها، باشند.

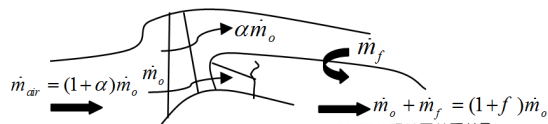
* پست الکترونیک نویسنده مسئول: sharifi_masih@yahoo.com

۱. کارشناس ارشد مکانیک، دانشکده مکانیک و هوا فضا، دانشگاه صنعتی مالک اشتر

۲. دانشیار، دانشکده مکانیک، دانشگاه گیلان

در این مقاله، شبکه عصبی نوع GMDH مبتنی بر الگوریتم ژنتیک برای مدل سازی تاثیر ارتفاع پروازی (H)

همانطور که در شکل ۲ دیده می شود، \dot{m}_o 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- دبی های گذرنده از یک موتور توربوفن

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

$$SFC = \frac{\dot{m}_f}{F}$$

۳- مدل سازی با استفاده از شبکه های

عصبی از نوع GMDH

الگوریتم دسته بندی داده های عددی یا به اختصار GMDH یکی از معروف ترین نوع شبکه های عصبی است. GMDH سیستمی خود سازمانده است که در آن مدل های پیچیده بر پایه داده های چندگانه اولیه ورودی و خروجی تکامل یافته، بتدریج شکل می گیرند.

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 ورودی های 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.

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

حال با این داده ها می توان به آموزش شبکه عصبی از نوع GMDH برای پیشگویی مقادیر خروجی \hat{y}_i برای هر

و میزان مصرف سوخت (F/O) بر روی نیروی رانش (T) و مصرف سوخت ویژه (SFC) برای موتور توربوفن به کار گرفته شده است. در این روش، الگوریتم ژنتیک برای طراحی ساختار شبکه، مشخص کردن تعداد نرون و لایه های پنهان بکار گرفته شده است. برای آموزش شبکه از ۸۰ درصد داده ها و برای آزمایش عملکرد آن از ۲۰ درصد بقیه داده ها استفاده گردیده است.

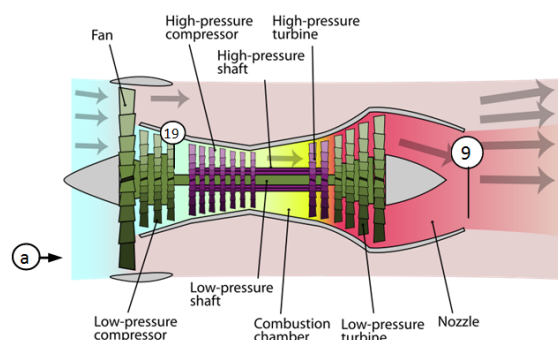
برنامه الگوریتم دسته بندی داده های عددی GMDH، که در آن برای پیدا کردن بهترین مدل از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است در نرم افزار MATLAB نوشته شده است.

۲- 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 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.

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



شکل ۱- تصویر شماتیک موتور توربوفن با شماره گذاری

ایستگاه ها [۴]

در فرم کلی الگوریتم GMDH، تمامی ترکیبات دو تایی (نرون‌ها) از کل n متغیر ورودی ساخته شده و ضرایب نامعلوم تمام نرون‌ها با استفاده از حداقل مربعات بدست می‌آیند. بنابراین $\binom{n}{2} = \frac{n(n-1)}{2}$ نرون در لایه دوم ساخته می‌شوند که آن را می‌توان به شکل مجموعه (۸) نشان داد.

$$\{(y_i, x_{ip}, x_{iq}); (i=1,2,\dots,M)\} \quad p, q \in \{1,2,\dots,n\} \quad (8)$$

به عبارت دیگر می‌توان 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.

$$\begin{bmatrix} x_{1p} & x_{1q} & y_1 \\ x_{2p} & x_{2q} & y_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{Mp} & x_{Mq} & y_M \end{bmatrix} \quad (9)$$

با استفاده از زیر عبارتهای درجه دوم به فرم معادله ۶ از هر ردیف از داده‌های سه گانه M ، به آسانی می‌توان معادله زیر را به دست آورد:

$$Aa=Y \quad (10)$$

که در آن a یک بردار از ضرایب نامعلوم از چند جمله‌ای‌های درجه دوم نشان داده شده در معادله ۵ است؛ یعنی:

$$a = \{a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\} \quad (11)$$

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_M\} \quad (12)$$

از مقادیر بردارهای ورودی و شکل تابع به آسانی می‌توان دید که:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{1q} & x_{1p}x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{Mp} & x_{Mq} & x_{Mp}x_{Mq} & x_{Mp}^2 & x_{Mq}^2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

روش حداقل مربعات از آنالیز multiple-regression منجر به حل معادلات نرمال به فرم زیر می‌شود:

$$a = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (14)$$

این معادله بردار ضرایب رابطه ۶ را برای تمام M مجموعه سه تایی ایجاد می‌کند. باید توجه داشت این مراحل برای

بردار ورودی داده شده $X = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in})$ پرداخت که در آن:

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i=1,2,\dots,M) \quad (3)$$

به گونه‌ای که میانگین مربعات خطا خروجی واقعی و خروجی پیش‌بینی شده کمینه گردد به بیان دیگر:

$$\sum_{i=1}^M [\hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) - y_i]^2 \rightarrow \min \quad (4)$$

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

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (5)$$

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:

$$\hat{y} = G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i x_j + a_4 x_i^2 + a_5 x_j^2 \quad (6)$$

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 [۵].

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

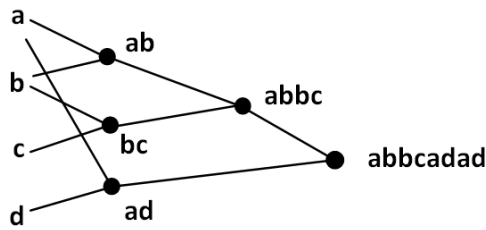
شده در معادله ۶، می‌توان دید که ضرایب آن از روش حداقل مربعات (Least square) به دست می‌آید در این

روش ضرایب هر تابع درجه دوم G_i به صورتی که در تمامی مجموعه‌ی داده‌های ورودی-خروجی به نحو

مناسبی خروجی به صورت بهینه باشد، به دست می‌آید که در آن:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^M (y_i - G_i())^2}{M} \rightarrow \min \quad (7)$$

از برخی لایه های پنهان مجاور جهش می کند و به نرون های دیگر در لایه های بعدی متصل می شود.



شکل ۳- ساختار یک کروموزوم شبکه generalized

در این روش رمز گذاری، تعداد تکرار این نرون ها به تعداد لایه های پنهان (\tilde{n}) که از آن ها جهش می کند بستگی دارد و به صورت $2^{\tilde{n}}$ محاسبه می شود [۸].

۴- 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 متری سطح دریا، ۵۰۰۰ متری و ۱۰۰۰۰ متری و برای سرعت ثابت ۲۷۰ متر بر ثانیه و با نسبت سوخت های متفاوت، ۰/۰۱، ۰/۰۱۵، ۰/۰۲، ۰/۰۲۵، ۰/۰۳ و 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 [۹].

۵- مدل سازی نیروی رانش (T) و مصرف

سوخت ویژه (SFC) با شبکه عصبی

GMDH

داده های بدست آمده مورد بحث در بخش قبل، در اینجا مورد استفاده قرار می گیرند. در اینجا دو دسته داده وجود دارد که جمعا ۳۲ نمونه هستند. در دسته اول ارتفاع

هر نرون از لایه های پنهان بعدی بر طبق توپولوژی ارتباطی شبکه تکرار می شود [۶].

۳-۱- کاربرد الگوریتم ژنتیک در طراحی ساختار

شبکه های عصبی نوع GMDH

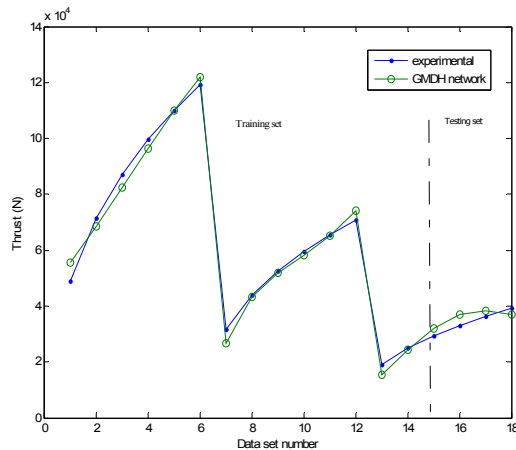
روش های اتفاقی در آموزش شبکه های عصبی عملکرد بهتری نسبت به روش های متداول بر پایه روش گردانیدن دارند. روش الگوریتم ژنتیک کاربرد وسیعی در مراحل مختلف طراحی شبکه های عصبی به دلیل قابلیت های منحصر به فرد خود در پیدا کردن مقادیر بهینه و امکان جستجو در فضاهای غیر قابل پیش بینی دارند. در این مقاله، برای طراحی و تعیین وزن های شبکه، از الگوریتم ژنتیک استفاده می شود.

در بیشتر شبکه های عصبی از نوع GMDH، نرون ها در هر لایه تنها با نرون ها در لایه های مجاور خود ارتباط دارند. برای عمومیت بخشیدن به شبکه های عصبی GMDH، لازم است که قید استفاده از لایه مجاور در ساختن لایه بعد حذف شود. در این نوع شبکه های عصبی برای ساخت لایه جدید می توان از تمام لایه های قبلی استفاده کرد که این شبکه را GS-GMDH (generalized structure) می نامند (این روش در مرجع [۷] ارائه شده است). در این روش رمز گذاری (encoding) در شبکه های عصبی GS-GMDH امکان ارائه طول ها و اندازه های مختلف برای شبکه می باشد. در یک شبکه عصبی GS-GMDH نرون ad در لایه پنهان اول با جهش از لایه پنهان دوم به طور مستقیم با لایه خروجی ارتباط دارد. بنابراین، در نرون خروجی (خروجی شبکه) ad دو بار تکرار می شود (abbcadad). به عبارت دیگر، همان طور که در شکل ۳ نشان داده شده، یک نرون مجازی به نام adad در لایه پنهان دوم ساخته می شود تا نرون خروجی abbcadad تشکیل دهد. باید توجه داشت که این تکرار بخاطر این رخ می دهد که یک نرون

$$Y_{1112211} = -0.00001750 - 0.4419251Y_{1112} + 1.49034659Y_{2211} + 0.00001151Y_{1112}^2 - 0.0000145Y_{2211}^2 + 0.000003181Y_{1112} * Y_{2211} \quad (18)$$

$$Y_{1111212} = 0.0153283 - 83.2146408H + 7.34481758Y_{12} + 0.008425624H^2 - 0.00001137Y_{12}^2 - 0.000619504H * Y_{12} \quad (19)$$

$$Thrust = 0.000177064 - 1.57627057Y_{1112211} + 2.715055652Y_{1111212} - 0.00009069Y_{1112211}^2 - 0.000138044Y_{1111212}^2 + 0.000227112Y_{1112211} * Y_{1111212} \quad (20)$$



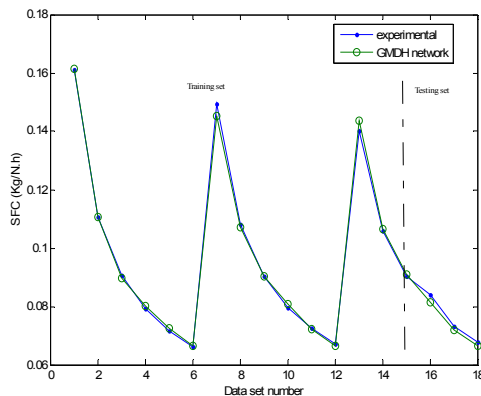
شکل ۵- مقایسه مقادیر نیروی پیش‌رانش داده‌های تجربی و داده‌های بدست آمده توسط شبکه عصبی GMDH برای هر دو مجموعه آموزش و تست

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

$$Y_{12} = 0.0000000181 + 0.0000458536635H - 0.000000045225F/O - 0.00000000289242H^2 - 0.00000000204 F/O^2 - 0.000358340163H * F/O \quad (21)$$

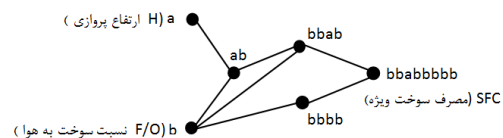
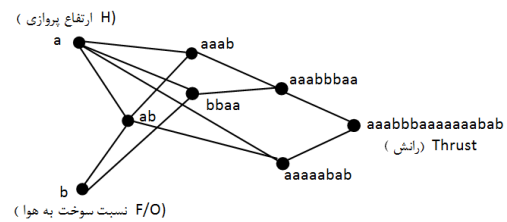
$$Y_{2212} = 0.250423856 - 11.325257775F/O - 0.4664056Y_{12} + 171.72306298F/O^2 - 0.72290929Y_{12}^2 + 5.58903332F/O * Y_{12} \quad (22)$$

$$SFC = 0.5120951 - 5.19065131Y_{2212} - 14.4981851F/O + 20.236698541Y_{2212}^2 + 136.218897208F/O^2 + 65.1603524Y_{2212} * F/O \quad (23)$$



شکل ۶- مقایسه مقادیر مصرف سوخت ویژه داده‌های تجربی و داده‌های بدست آمده توسط شبکه عصبی GMDH برای هر دو مجموعه آموزش و تست

پروازی و نسبت سوخت به هوا متغیر می باشد که به عنوان ورودی و نیروی رانش به عنوان خروجی محسوب می‌شوند. در دسته دوم نیز ارتفاع پروازی و نسبت سوخت به هوا متغیر می باشد و مصرف سوخت ویژه خروجی می‌باشد. برای ارزیابی توانایی پیشگویی شبکه، داده‌ها به دو مجموعه تقسیم شده و ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه و ۲۰ درصد آن برای بررسی توان پیشگویی شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد. 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 bbabbbb است که در شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل ۴- ساختار بدست آمده از شبکه عصبی generalized GMDH برای نیروی پیش‌رانش مصرف سوخت ویژه

چند جمله‌ای مربوط به نیروی رانش به صورت زیر می‌باشد.

$$-0.00990 + 20.49943H + 0.01860956F/O - 0.002573H^2 + 0.8331 F/O^2 + 145.357430H * F/O \quad (15)$$

$$Y_{1112} = 0.015328347 - 83.2146408H + 7.34481758Y_{12} + 0.00842562H^2 - 0.0000113 Y_{12}^2 - 0.0006195H * Y_{12} \quad (16)$$

$$Y_{2211} = 0.00990617 + 0.01860956F/O + 24.99437672H + 0.00083313F/O^2 - 0.00257378 H^2 + 145.35743046F/O * H \quad (17)$$

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

۶- نتیجه گیری

در این مقاله، از الگوریتم ژنتیک برای طراحی بهینه شبکه عصبی GMDH و مدل سازی نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه استفاده شده است. این شبکه عصبی GMDH از لحاظ توپولوژیکی شبکه ای است که از لحاظ تعداد لایه های پنهان، تعداد نرون ها و ساختار ارتباطی بین نرون ها بهینه می باشد که برای این منظور از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است.

در نهایت، دو تابع (چند جمله ای) مختلف برای نیروی رانش و مصرف سوخت ویژه بر حسب متغیرهای ارتفاع پروازی و نسبت سوخت به هوا توسط شبکه عصبی نوع GMDH با استفاده از داده های آزمایشگاهی بدست آمد. در مجموع می توان گفت شبکه عصبی GMDH از قابلیت بالایی در مدل سازی فرآیندهای پیچیده و پیش بینی آن ها را دارد، که کارایی آن در شکل های ۵ و ۶ مشهود است.

با توجه به این که تنها از ۸۰ درصد داده ها برای ساخت شبکه استفاده شده، شکل های ۵ و ۶ عملکرد خوب و دقت بالایی مدل های ساخته شده با شبکه عصبی GMDH در مقایسه با هر دو مجموعه داده های آموزش و پیشگویی نشان می دهد.

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

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_j (t_j - o_j)^2}{\sum_j (o_j)^2} \right) \quad (24)$$

$$MAPE = \frac{1}{p} \sum_j \left| \frac{t_j - o_j}{t_j} \right| \times 100 \quad (25)$$

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

جدول ۱- تحلیل آماری برای نیروی پیش رانش

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

مراجع

- [1] Sroboda, C. (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. (2008). "Simplified thrust and fuel consumption models for modern two shaft turbofan engines". Journal of Aircraft, Vol. 45, pp. 1484-1488.
- [4] Farokhi, S. (2000). "Aircraft Propulsion". John Wiley & Sons.
- [5] 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.
- [6] 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, Vol. 164-165, pp. 1561-1571.

- [7] 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.
- [8] Amanifard, N., Nariman-Zadeh, N., Borji, M., Khalkhali, A., Habibdoust, A. (2007). "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*, Vol. 49, pp. 311-325.
- [9] بهفرشاد، ق.، حیدری، م.م.، نظامی، م. (۱۳۸۷). "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، صفحه ۳۴۹-۳۵۳.