



مدل سازی واحد کنترل سوخت موتور جت با استفاده از ساختار NARX

امین صالحی^۱، مرتضی منتظری^{۲*}، مصطفی نصیری^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت، تهران

۲- استاد مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت، تهران

۳- دانشجوی دکتری مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت، تهران

* تهران، صندوق پستی ۱۶۳-۱۶۷۶۵، montazeri@iust.ac.ir

چکیده- در این مقاله، مدل سازی واحد کنترل سوخت موتور جت (FCU) با استفاده از ساختار غیرخطی NARX بر اساس داده های ثبت شده از انجام آزمایش، ارائه شده است. بدین منظور، در ابتدا دستگاه آزمایش FCU، متشکل از سیستم هیدرولیک، سنسورها و سیستم جمع آوری داده، طراحی و ساخته شده و از این سیستم برای اندازه گیری و ثبت داده های مربوط به ورودی و خروجی FCU استفاده شده است. در ادامه با استفاده از این مجموعه داده ها، فرایند مدل سازی در بسته نرم افزاری متلب انجام گردید و مدل به دست آمده با داده های به دست آمده از آزمایش مورد ارزیابی قرار گرفته است که نتایج به دست آمده، نشان دهنده دقت مناسب مدل NARX در تخمین رفتار غیرخطی سیستم واقعی است.

کلیدواژگان: واحد کنترل سوخت، شناسایی سیستم، NARX.

Modeling of turbojet fuel control unit using NARX-neural network

A. Salehi¹, M. Montazeri-GH^{2*}, M. Nasiri³

1- MSc. Student, Mech. Eng., IUST., Tehran, Iran

2- Prof., Mech. Eng., IUST., Tehran, Iran

3- PhD. Student, Mech. Eng., IUST, Tehran, Iran

* P.O.B. 16765-163, Tehran, Iran. montazeri@iust.ac.ir

Abstract- Fuel control unit (FCU) is one of the most essential parts in a gas turbine engine; therefore it is necessary to be studied as an important part of the fuel control system. This paper report the use of Nonlinear Auto Regressive with eXogenous input (NARX) neural network model for modeling of the jet engine FCU. Therefore, To measure and recording data from the FCU inputs and output, the test bench including hydraulic system, data acquisition system and induction motor control system are designed and constructed. This setup is a mechatronic collection which includes mechanical design, discharge and pressure sensors, tachometer, control unit and piping systems. The process of modeling is carried out in MATLAB software. The identified model is evaluated with validation data and its response is compared with the real system response. Results demonstrate the effectiveness of the NARX neural network model and show that the real system is estimated by the NARX neural network model accurately.

Keywords: Fuel Control Unit, System Identification, NARX.

۱- مقدمه

جلوگیری از رسیدن آن به شرایط خطرناک کاری را دارد. سیستم کنترل سوخت موتور جت از دو قسمت^۱ FCU و

سیستم کنترل سوخت از مهم ترین بخش های یک موتور توربین گازی می باشد. این سیستم وظیفه کنترل عملکرد موتور و

1. Fuel Control Unit

همچنین مدل غیرخطی NARX به طور گسترده برای معرفی رابطه بین ورودی-خروجی سیستم های دینامیکی در حضور نویز بکار می روند [۳،۲].

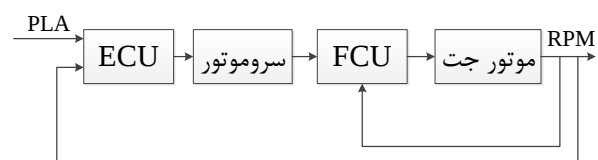
مقاله های بسیاری در زمینه ی کاربرد روش شناسایی سیستم برای مدل سازی سیستم های دینامیکی وجود دارد. به عنوان نمونه در [۵،۴] مدل سازی شیر هیدرولیکی و در [۲] مدل سازی توربین گازی نیروگاه و در [۶] مدل سازی توربین گاز هوایی با استفاده از روش شناسایی سیستم ها صورت گرفته است. همچنین در [۷] مدل سازی FCU با این روش و با استفاده از ساختار خطی ARMAX انجام شده است، اما تاکنون (بر اساس اطلاعات نویسندگان) هیچ گونه گزارشی از مدل سازی غیرخطی واحد کنترل سوخت موتورهای جت توسط روش شناسایی سیستم ها انجام نشده است. در این مقاله، با توجه به رفتار غیرخطی FCU، مدل سازی آن با استفاده از ساختار عصبی NARX، که یک ساختار غیرخطی می باشد، انجام شده است و مدل به دست آمده با استفاده از داده های به دست آمده از آزمایش، ارزیابی شده و نتایج با مدل خطی ARMAX به دست آمده در [۷]، مقایسه شده اند.

۲- واحد کنترل سوخت موتور توربو جت (FCU)

در شکل ۲ طرحواره ای از واحد کنترل سوخت موتور جت نشان داده شده است. این واحد که در واقع یک عملگر الکترو-هیدرولیکی است وظیفه تأمین سوخت مورد نیاز موتور جت را از مخزن سوخت بر اساس فرمان کنترلر الکترونیکی (ECU) بر عهده دارد.

همان طور که در شکل ۲ مشاهده می شود سوخت از طریق پمپ دنده ای که به وسیله محور اصلی به گردش در می آید وارد فیلتر می شود و بعد از فیلتر شدن، وارد شیر کنترل جریان می شود که از یک محفظه و یک اسپول تشکیل شده است. در این شیر با تغییر سطح مقطع عبور جریان در اثر حرکت اسپول، که توسط درایو الکتریکی تأمین می شود، دبی عبوری از شیر تنظیم می شود. به منظور ثابت نگه داشتن اختلاف فشار در دو طرف شیر کنترل جریان از یک شیر تنظیم فشار نوع اسپولی استفاده شده است. همچنین در اغلب موارد دبی سوخت تحویل شده توسط پمپ به مجموعه، بیش از نیاز موتور می باشد که این موضوع باعث بالا رفتن فشار مجموعه می شود، به همین دلیل باید با کنار گذر کردن شیر تنظیم اختلاف فشار، این

ECU^۱ تشکیل شده است. ECU یک سیستم الکترونیکی است که بر اساس سرعت محور دورانی موتور و همچنین فرمان خلبان^۲، فرمان سروو را صادر می کند. FCU نیز یک سیستم الکترو هیدرولیکی می باشد که بر اساس مقدار سرو و همچنین سرعت محور موتور جت، مقدار سوخت ورودی به محفظه احتراق را تعیین می کند. شکل ۱ نحوه ارتباط این اجزا را نشان می دهد. پروژه طراحی و ساخت سیستم کنترل سوخت موتور توربین گاز از چندین سال پیش در آزمایشگاه شبیه سازی و کنترل سیستم ها در دانشگاه علم و صنعت ایران آغاز شده و در حال حاضر به مرحله اتوماسیون و شبیه سازی سخت افزار در حلقه رسیده است [۱]. در این راستا برای بهبود و بهینه یابی کنترلر طراحی شده، نیاز به مدل سازی دقیق اجزای موتور جت نظیر FCU می باشد، اما به دلیل عدم اطلاع از مقادیر دقیق پارامترهای فیزیکی موثر در مدل سازی FCU و همچنین به دلیل پیچیده بودن روابط حاکم بر سیستم خصوصاً در حالت گذرا، تهیه یک مدل ریاضی تحلیلی دقیق از آن بسیار پیچیده بوده و دقت کافی ندارد؛ لذا در این مطالعه، از روش شناسایی سیستم، برای مدل سازی FCU استفاده شده است که امروزه یکی از روش های پر کاربرد در مدل سازی سیستم هایی است که اطلاعات کافی از رفتار آنها وجود ندارد. در این روش، مدل سیستم با استفاده از مجموعه داده های اندازه گیری شده از ورودی-خروجی و انتخاب یک ساختار مناسب، به دست می آید. برای مدل سازی ابتدا از ساختارهای ساده تر و خطی استفاده می شود. اگر مدل به دست آمده دارای دقت کافی نبود، می توان از مدل های پیچیده تر و غیرخطی استفاده کرد. به هر حال اگر یک سیستم کاملاً غیرخطی باشد و یا تحت تأثیر عوامل اغتشاشی مکرر و بزرگ باشد آنگاه استفاده از یک ساختار غیرخطی برای توصیف رفتار سیستم ضروری است.



شکل ۱ اجزای سیستم کنترل سوخت موتور جت

در بین ساختارهای موجود، مدل خطی ARMAX و

1. Electronic Control Unit
2. PLA

۳- مدل‌سازی

مدل ریاضی یک سیستم را می‌توان بر اساس قوانین فیزیکی حاکم بر سیستم، که مدل‌سازی جعبه سفید یا تحلیلی نامیده می‌شود، به‌دست آورد. از آنجا که قوانین فیزیکی با توجه به فرض‌های ساده‌کننده‌ای که در نظر گرفته می‌شوند، تقریبی هستند، لذا خطاهای محاسباتی وجود خواهند داشت و سبب می‌شود که مدل‌سازی تحلیلی، هر چند که مفهوم فیزیکی خوبی داشته باشد، دقیق نباشد [۸].

شناسایی سیستم یک روش دیگر برای مدل‌سازی سیستم است که با استفاده از نتایج یک آزمایش عملی صورت می‌گیرد [۹]. در این روش با نمونه‌برداری از سیگنال ورودی و خروجی و ذخیره آنها، یک رابطه یا معادله ریاضی بین دو بردار ورودی و خروجی به‌دست می‌آید. مدل‌سازی به روش شناسایی شامل چندین مرحله می‌باشد که در ادامه این مراحل در فرایند مدل‌سازی FCU توضیح داده می‌شوند.

۳-۱- انتخاب ساختار

پس از انجام آزمایش و جمع‌آوری داده‌ها باید با توجه به رفتار سیستم، ساختاری مناسب برای مدل آن انتخاب شود.

در این قسمت اولین سوالی که مطرح می‌شود این است که کدام گروه از ساختارها مناسب هستند. با توجه به رفتار غیرخطی FCU استفاده از یک ساختار غیرخطی مناسب می‌تواند منجر به ایجاد یک مدل با دقت مناسب شود.

در بین ساختارهای غیرخطی، ساختار NARX بنا به دلایل زیر به‌طور گسترده برای مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی استفاده می‌شود [۲].

۱- این ساختار رنج وسیعی از رفتارهای دینامیکی غیرخطی را نمایش می‌دهد.

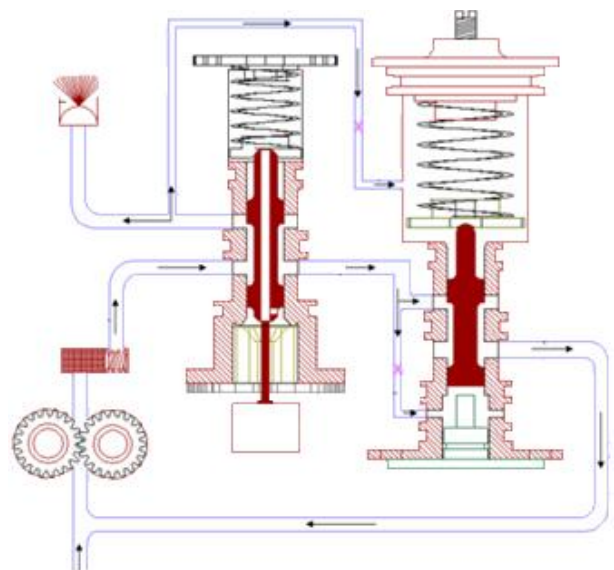
۱- تخمین پارامترهای این ساختار به مراتب راحت می‌باشد.

رابطه (۱) بیان‌کننده معادله ریاضی ساختار غیرخطی NARX می‌باشد که در آن g یک تابع غیر خطی از رگرسورها می‌باشد.

$$\hat{y}(t) = g(\hat{y}(t-1), \dots, \hat{y}(t-na), u(t-nk), \dots, u(t-nk-nb+1)) \quad (1)$$

در رابطه (۱)، na تعداد خروجی‌های ماقبل و nb تعداد ورودی‌های ماقبل مورد استفاده در محاسبه خروجی فعلی مدل

مقدار دبی اضافی به تانک سوخت برگردانده شود.



شکل ۲ واحد کنترل سوخت موتور توربوجت

همچنین برای جلوگیری از انتقال نوسانات احتمالی فشار خروجی شیر کنترل جریان به سمت بالایی شیر تنظیم فشار، از یک اریفیس محدود کننده استفاده شده است که نوسانات احتمالی به‌وجود آمده توسط پمپ را مستهلک می‌کند. علاوه بر آن از یک فنر در بالای شیر کنترل جریان برای بهبود حرکت شیر و از بین بردن لقی احتمالی بین درایو الکتریکی و اسپول شیر کنترل جریان استفاده شده است.

همان‌طور که در شکل‌های ۱ و ۲ مشاهده می‌شود، واحد کنترل سوخت موتور جت دارای دو ورودی و یک خروجی است. ورودی اول، میزان جابجایی دورانی بادامک متصل به اسپول شیر تنظیم دبی است که سبب جابجایی خطی اسپول می‌شود که در واقع تعیین‌کننده میزان باز بودن شیر تنظیم دبی سوخت خواهد بود. این ورودی توسط یک سرو موتور الکتریکی به شیر اعمال می‌شود. ورودی دوم سرعت دورانی پمپ دنده‌ای می‌باشد. خروجی FCU نیز میزان دبی سوخت تحویلی به محفظه احتراق می‌باشد.

برای مدل‌سازی FCU، سرعت دورانی مربوط به پمپ دنده‌ای ثابت در نظر گرفته شده است و رابطه ریاضی بین جابجایی دورانی بادامک متصل به اسپول شیر تنظیم دبی (ورودی اصلی) و میزان دبی سوخت تحویلی به موتور جت به‌دست آمده است.

۳-۲- تخمین پارامتر

تخمین پارامترهای شبکه عصبی به وسیله الگوریتم های بهینه یابی را آموزش شبکه عصبی می نامند. در شناسایی سیستم سعی می شود توسط روش های بهینه یابی، پارامترهای مدل به گونه ای به دست آیند که از یک طرف دینامیک های مختلف سیستم تا حد ممکن معلوم شده و از طرف دیگر مقدار خطای بین خروجی های مدل و سیستم واقعی حداقل شود.

در شبکه عصبی NARX، اگر از خروجی های خود مدل در ورودی شبکه استفاده شود، مدل به دست آمده یک شبکه عصبی با ساختار بازگشتی^۳ بوده و به آن مدل موازی گفته می شود، اما اگر از خروجی های سیستم واقعی در ورودی شبکه استفاده شود، شبکه عصبی دارای ساختار پیش سو^۴ بوده و به آن مدل سری- موازی گفته می شود. از آنجا که در مرحله آموزش خروجی های سیستم واقعی موجود می باشند از مدل سری- موازی برای آموزش استفاده شده است، مزیت این کار این است که اولاً داده های مورد استفاده در آموزش شبکه عصبی دقیق می باشند و ثانیاً شبکه ی عصبی در این حالت دارای ساختار پیش خور می باشد و لذا می توان از روش های پسانتشار خطای استاتیکی^۵ استفاده کرد. بعد از آموزش، می توان این مدل را به مدل موازی تبدیل نمود.

از آنجا که مقدار خطا برای مدل NARX نسبت به پارامترهای مدل غیرخطی می باشد از روش حداقل مربعات غیرخطی و الگوریتم لونیگ-مارکوارت، برای کمینه کردن مقدار مجموع مربعات خطا استفاده شده است. مقدار خطای مدل به صورت رابطه (۳) خواهد بود.

$$e(t) = y_t - \hat{y}_t = y_t - g_t(\underline{w}_t^T, \theta) \quad (3)$$

که در آن $\underline{w}_t^T$ و θ به ترتیب ورودی های مدل و پارامترهای مدل می باشند. در روش حداقل مربعات غیرخطی تابع هزینه^۶ که هدف کمینه کردن مقدار آن می باشد به صورت تابع S تعریف می شود.

$$S = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^N e_t^2 = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^N [y_t - g_t(\underline{w}_t^T, \theta)]^2 \quad (4)$$

روش حداقل مربعات غیرخطی در واقع همان روش تکراری نیوتن-رافسون می باشد [۸] که در آن تخمین پارامترها توسط

می باشد و nk نیز تعداد تأخیرهای موجود بین ورودی ها و خروجی سیستم است.

انتخاب های متعددی برای تعیین تابع غیرخطی g وجود دارد. در صورت استفاده از شبکه عصبی به عنوان تابع g ، ساختار حاصل، شبکه عصبی NARX نامیده خواهد شد.

در این مقاله از یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^۱ به عنوان تابع g استفاده شده است. ساختار شبکه پرسپترون مورد استفاده در این مقاله یک شبکه دو لایه می باشد.

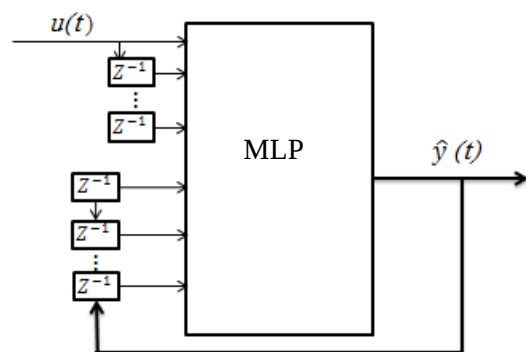
رابطه ریاضی بیان کننده شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه به صورت زیر می باشد.

$$y = F \left[\sum_{j=1}^{n_h} W_{i,j} \cdot f_j \left(\sum_{l=1}^{n_x} w_{j,l} x_l + w_{j,0} \right) + W \right] \quad (2)$$

که در آن x ورودی های شبکه، n_x تعداد ورودی ها و n_h تعداد نرون های لایه مخفی می باشند. همچنین f ، W ، w و F به ترتیب وزن ها و توابع محرک^۲ مربوط به لایه مخفی و لایه خروجی می باشند.

به طور کلی معمولاً با یک شبکه عصبی دارای یک لایه مخفی و توابع محرک سیگموئید در این لایه و تابع محرک خطی در لایه خروجی، می توان سیستم های غیرخطی را با دقت مناسبی مدل کرد [۱۰-۱۲]. شکل ۳ ساختار NARX مورد استفاده در این مقاله را نشان می دهد.

در این مطالعه، تابع محرک مربوط به نرون های لایه مخفی تابع سیگموئید و تابع محرک لایه خروجی، خطی در نظر گرفته شده است.



شکل ۳ ساختار شبکه NARX استفاده شده در این مقاله

3. Recurrent
4. Feed Forward
5. Static Back Propagation
6. Loss Function

1. Multilayers Perceptron (MLP)
2. Activation Function

امکان، نسبت سیگنال به نویز حداکثر شود از این رو منطقی است که دامنه سیگنال ورودی، بین مقادیر کمینه و بیشینه سویچ کند [۱۳]. با این کار هم توان سیگنال ورودی و هم نسبت سیگنال به نویز بیشینه خواهد بود. در این مقاله از سیگنال PRBS^۱ که یکی از سیگنال های مناسب برای تحریک سیستم ها می باشد، استفاده شده است. سیگنال PRBS یک سیگنال شبه تصادفی باینری و متناوب می باشد که دامنه آن بین دو سطح بیشینه و کمینه تغییر می کند و اگر به درستی طراحی شود، شرط تحریک کنندگی مداوم را برای هر سیستمی دارا خواهد بود [۱۵، ۹].

برای تولید یک سیگنال PRBS باید دوره تناوب، طول سیگنال و کوچکترین فاصله زمانی که به ازای آن یک بیت ثابت می ماند، تعیین شوند [۱۳، ۱۶، ۱۷]. دوره تناوب سیگنال بزرگتر یا مساوی تعداد نمونه های گرفته شده از ورودی و خروجی در نظر گرفته می شود [۱۸، ۸]. طول سیگنال، به زمان نشست سیستم بستگی دارد و حداقل باید برابر با زمان نشست سیستم در نظر گرفته شود و همچنین کوچکترین فاصله زمانی یک بیت که تعیین کننده محتوای فرکانسی سیگنال می باشد، با توجه به محدوده فرکانسی کارکرد مدل، تعیین می شود. در مواقعی که اطلاع دقیق از محدوده فرکانسی کارکرد مدل وجود ندارد انتخاب این مقدار تقریباً برابر با ثابت زمانی سیستم می تواند مناسب باشد.

۳-۳-۲- نرخ نمونه برداری

اگر چه معمول است که فرکانس نمونه برداری تا جایی که تجهیزات نمونه برداری اجازه می دهند بزرگ انتخاب شوند، اما انتخاب نرخ نمونه برداری بین ۰/۵ تا ۰/۱ برابر زمان نشست سیستم مناسب می باشد [۱۳، ۱۷]. اگر نرخ نمونه برداری بسیار سریع تر از دینامیک سیستم انتخاب شود در این حالت داده جدید نسبت به داده ی قبلی حاوی اطلاعات بسیار کمی خواهد بود و باعث افزایش حجم داده ها و طولانی شدن زمان محاسبات خواهد شد. از طرفی اگر نرخ نمونه برداری خیلی آهسته تر نسبت به دینامیک سیستم باشد اطلاعات ضروری سیستم ثبت نخواهد شد و در این حالت مدل به دست آمده دقیق نخواهد بود [۱۵، ۱۶]. در این مطالعه نرخ نمونه برداری برابر با ۰/۱ ثانیه در نظر گرفته شده است.

رابطه زیر در یک حلقه تکراری بهبود پیدا می کند.

$$\theta_k = \theta_{k-1} - (S_{\theta\theta}^{-1} \cdot S_{\theta})|_{\theta=\theta_{k-1}} \quad (5)$$

که در آن روابط (۶) تا (۸) برقرار هستند.

$$S_{\theta} = \frac{\partial S}{\partial \underline{\theta}} = \sum_{t=1}^N \frac{\partial e_t}{\partial \underline{\theta}} \cdot e_t = J^T \cdot \underline{e} \quad (6)$$

$$\underline{e} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \\ \vdots \\ e_N \end{bmatrix} \frac{\partial e_t}{\partial \underline{\theta}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_t}{\partial \theta_1} \\ \frac{\partial e_t}{\partial \theta_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial e_t}{\partial \theta_p} \end{bmatrix} J = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial \theta_p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_N}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial e_N}{\partial \theta_p} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$S_{\theta\theta} = \underbrace{\sum_{t=1}^N \left(\frac{\partial e_t}{\partial \underline{\theta}} \right) \left(\frac{\partial e_t}{\partial \underline{\theta}} \right)^T}_{J^T \cdot J} + \underbrace{\sum_{t=1}^N \frac{\partial^2 e_t}{\partial \theta^2}}_R \cdot e_t \quad (8)$$

با توجه به روابط بالا می توان رابطه (۵) را به صورت (۹) نوشت.

$$\theta_k = \theta_{k-1} - (J^T \cdot J + R)^{-1} \cdot J^T \cdot e \quad (9)$$

از آنجا که معمولاً از محاسبه مشتق دوم (R) اجتناب می شود، از بعضی روش های تقریبی استفاده می شود. یکی از این روش ها، روش لونبرگ-مارکوارت است [۱۳]. در این روش مقدار پارامترها از رابطه (۱۰) به دست می آید.

$$\theta_k = \theta_{k-1} - (J^T \cdot J + \alpha I)^{-1} \cdot J^T \cdot e \quad (10)$$

که در آن مقدار α انتخابی می باشد.

۳-۳-۳- طراحی آزمایش

در طراحی آزمایش دو عامل مهم زیر وجود دارد که در ادامه توضیح داده می شود.

(۱) انتخاب سیگنال ورودی

(۲) تعیین نرخ داده برداری

۳-۳-۱- سیگنال ورودی

انتخاب سیگنال ورودی از مراحل مهم در مدل سازی به روش شناسایی سیستم می باشد [۱۴]. در شناسایی، رابطه ریاضی حاکم بر سیستم تنها از روی داده های جمع آوری شده از ورودی و خروجی سیستم به دست می آید و به طور صریح می توان گفت سیگنال ورودی تنها راه اثرگذاری بر سیستم، به منظور جمع آوری اطلاعات از رفتار سیستم می باشد. از آنجا که راهی برای اثرگذاری بر روی نویز وارد بر سیستم وجود ندارد، لذا پیشنهاد می شود تا با افزایش دامنه سیگنال ورودی تا حد

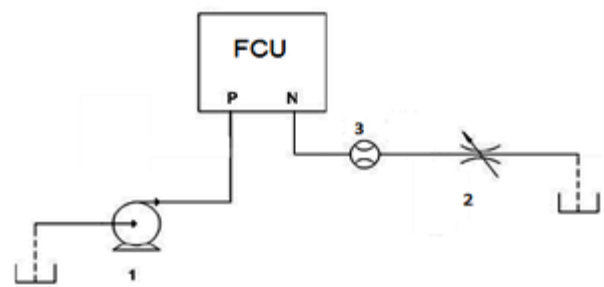
1. Pseudo Random Binary Sequence

۳-۴- انجام آزمایش

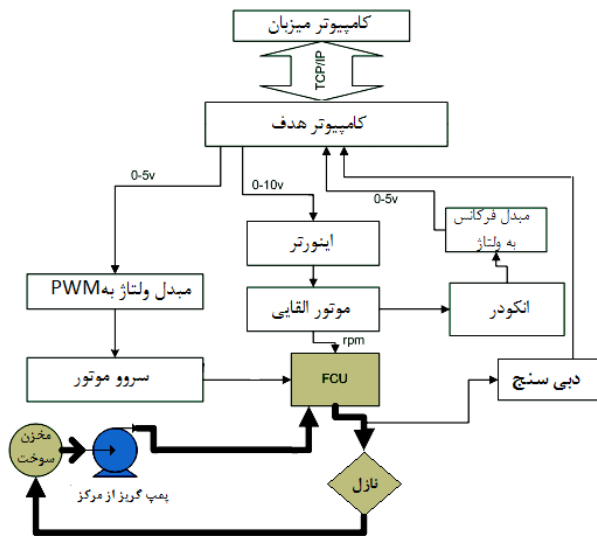
بعد از طراحی و تعیین محدودیت های آزمایش، در این قسمت نحوه اجرای آزمایش ارائه می شود. در شکل ۴ شماتیکی از مدار هیدرولیکی سیستم آزمایش طراحی شده ارائه شده است. همان طور که در این شکل نشان داده شده است، سوخت از مخزن توسط پمپ بوستر (۱) به FCU منتقل می شود و سوخت تنظیم شده از FCU به سمت نازل (۲) هدایت شده و توسط دبی سنج جرمی (۳) مقدار دبی آن اندازه گیری می شود. سوخت پس از عبور از نازل به مخزن برگردانده می شود. در این سیستم به لحاظ ایمنی به جای سوخت از روغن سفید غیر قابل اشتعال استفاده شد که از نظر ویسکوزیته و دانسیته نزدیک به سوخت موتور جت است.

در شرایط واقعی، دور مربوط به پمپ دنده ای FCU توسط یک جعبه دنده کاهنده از شفت موتور جت تأمین می شود، اما از آنجا که در سیستم آزمایش FCU، موتور جت وجود ندارد، از یک موتور القایی به همراه سیستم کنترل سرعت آن برای تأمین سرعت دورانی پمپ دنده ای FCU استفاده شده است که در شکل ۵ مشاهده می شود [۲۰، ۱۹].

برای انجام آزمایش بر روی FCU و جمع آوری داده، نیاز به یک سیستم داده برداری است که در شکل ۵ نشان داده شده است. اجزای به کار رفته در سیستم داده برداری شامل کامپیوتر PC، کامپیوتر صنعتی و کارت های داده برداری می باشند. همان طور که در این شکل نشان داده شده است اطلاعات مربوط به سنسور دبی سنج و سنسور سرعت مربوط به موتور القایی، توسط کارت های داده برداری به کامپیوتر منتقل می شوند. از آنجا که آزمایش باید به صورت زمان- واقعی انجام شود از امکان xPC-target نرم افزار متلب استفاده شده است.



شکل ۴ شماتیک مدار هیدرولیکی سیستم آزمایش FCU



شکل ۵ مجموعه کلی سیستم آزمایش FCU

در ساختار xPC کامپیوتر میزبان^۱ شامل مدل سیمولینک ساخته شده از سیگنال ورودی و کنترلر سرعت موتور القایی می باشد و کامپیوتر هدف^۲ شامل فایل کمپایل شده مدل سیمولینک است که می تواند به صورت زمان- واقعی اجرا شود. کامپیوتر میزبان دارای سیستم عامل ویندوز و نرم افزار متلب است در صورتی که کامپیوتر هدف، فاقد سیستم عامل ویندوز بوده و لذا برای اجرای مدل به شکل زمان- واقعی بسیار مناسب است. کامپیوتر میزبان و هدف را می توان بر اساس پروتکل RS232 و یا بر اساس پروتکل TCP/IP به هم متصل نمود.

۳-۵- نتایج و ارزیابی

مطابق شکل ۶، سیگنال PRBS به عنوان ورودی، برای مدت زمان ۱۰۰ ثانیه به درایو شیر تنظیم دبی اعمال گردیده و پاسخ سیستم (میزان دبی سوخت) به ازای آن جمع آوری شده است. مجموعه ای داده های ورودی و خروجی به دو قسمت تقسیم شده اند که از یک قسمت برای مدل سازی و از قسمت دیگر برای بازرسی مدل به دست آمده استفاده شد. برای شبکه عصبی NARX، تعداد لایه ها و نرون های مختلف، امتحان شد که در نهایت بهترین نتایج برای شبکه عصبی با یک لایه مخفی و تعداد ۱۱ نرون در این لایه، به دست آمده

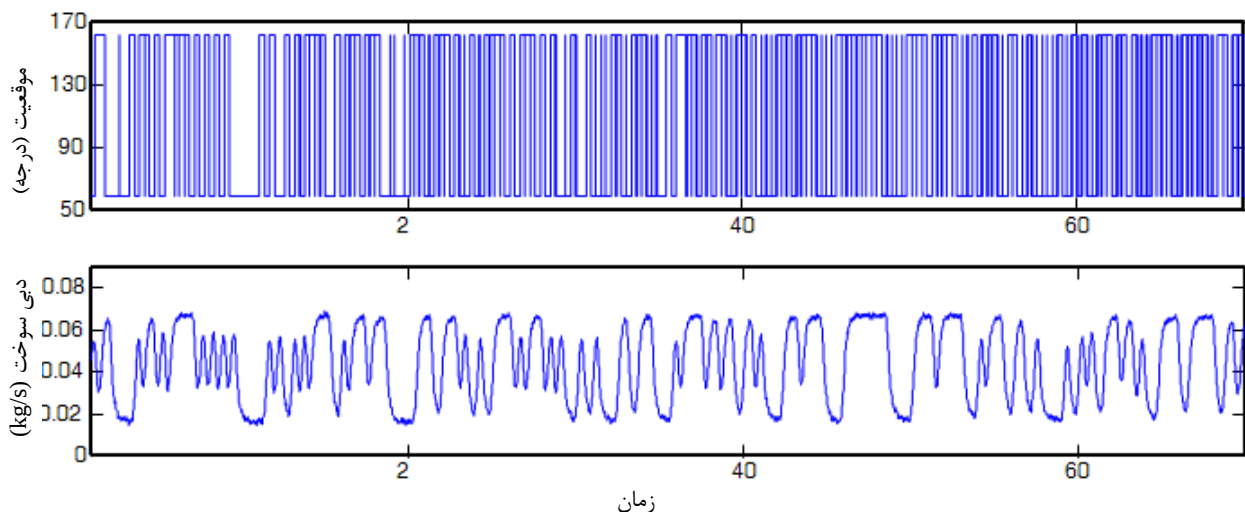
1. Host
2. Target

است. توابع محرک نرون ها در لایه مخفی تابع سیگموئید و تابع محرک مربوط به لایه خروجی نیز تابع خطی در نظر گرفته شده است. بهترین مرتبه برای ورودی های ساختار NARX نیز به صورت زیر به دست آمده است.

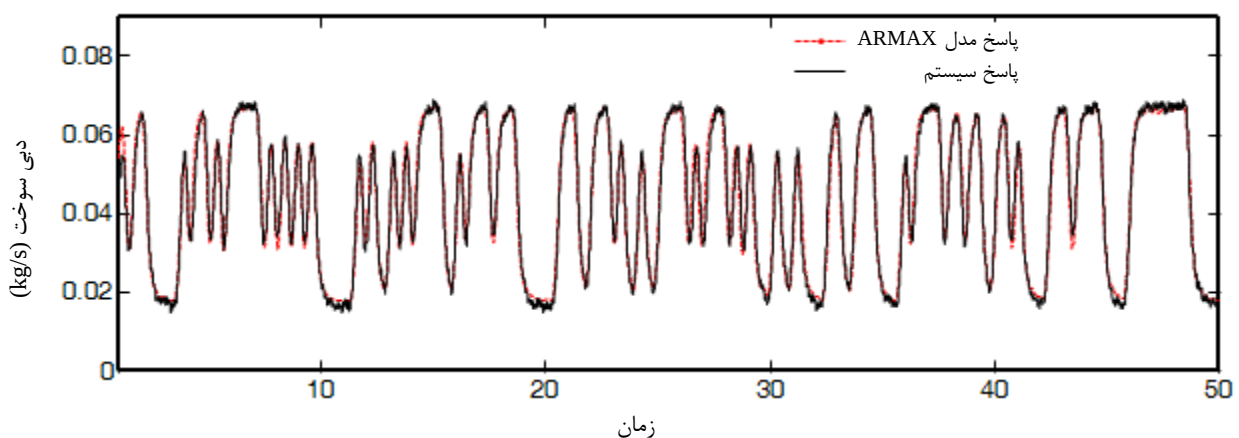
$$na = 10 \quad nb = 10 \quad nk = 20$$

برای ارزیابی مدل به دست آمده روش های متعددی وجود دارد که معمول ترین آن شبیه سازی به وسیله داده هایی به غیر از داده های مورد استفاده در مدل سازی و مقایسه آن با پاسخ سیستم واقعی می باشد. در شکل ۷ پاسخ مدل غیرخطی NARX در مقایسه با پاسخ سیستم، به ازای داده های بازرسی مشاهده می شود. همان طور که ملاحظه می شود تطابق مطلوبی

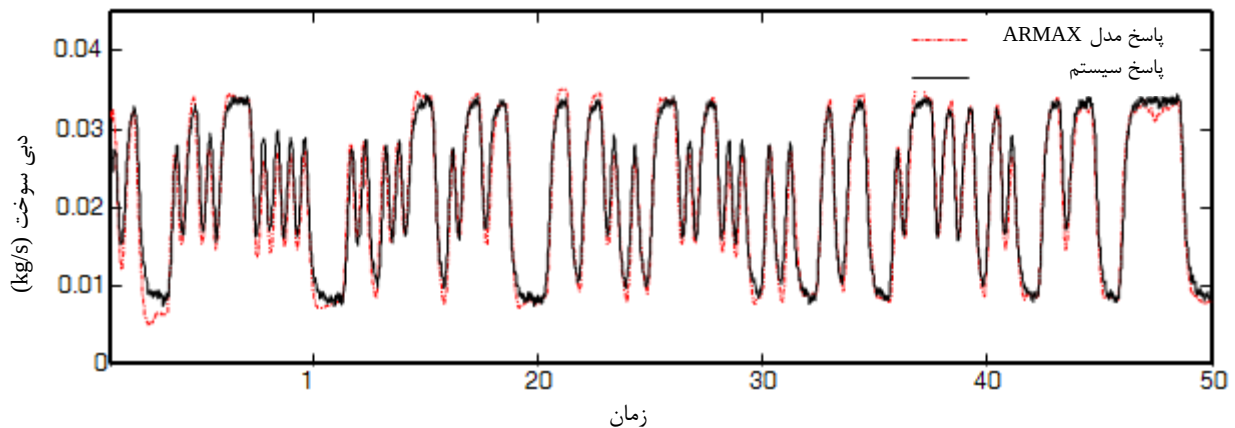
بین نتایج مدل و نتایج آزمایش وجود دارد. برای بررسی میزان تأثیر غیرخطی بودن مدل بر دقت مدل سازی FCU، نتایج مربوط به مدل سازی FCU با استفاده از ساختار عصبی NARX، با مدل خطی ARMAX که در مرجع [۷] ارائه شد، مقایسه شد. برای انجام مقایسه و تعیین میزان دقت مدل های به دست آمده، از معیار "بهترین سازگاری" برای مقایسه خروجی مدل با خروجی سیستم واقعی استفاده شده است که این معیار تعیین کننده میزان تطابق خروجی مدل با خروجی سیستم واقعی می باشد و بزرگتر بودن مقدار این معیار نشان دهنده دقت بیشتر مدل به دست آمده خواهد بود.



شکل ۶ داده های ورودی و خروجی ثبت شده از سیستم



شکل ۷ پاسخ مدل NARX در مقایسه با پاسخ سیستم واقعی



شکل ۸ پاسخ مدل ARMAX در مقایسه با پاسخ سیستم واقعی ارائه شده در مرجع [۷]

توربوجت جابجایی اسپول شیر تنظیم دبی سوخت است که توسط یک سروو موتور الکتریکی اعمال می شود خروجی این سیستم نیز میزان دبی سوخت تحویلی می باشد که توسط یک دبی سنج اندازه گیری می شود. در این مطالعه برای مدل سازی واحد کنترل سوخت، میزان سرعت دورانی مربوط به پمپ ثابت در نظر گرفته شده و رابطه ریاضی بین میزان زاویه سروو موتور الکتریکی (که متناسب با جابجایی اسپول شیر تنظیم دبی است) به عنوان ورودی و میزان دبی سوخت تحویلی به عنوان خروجی سیستم به دست آمده است. به منظور شناسایی FCU از سیگنال PRBS به عنوان ورودی برای تحریک سیستم و از ساختار غیرخطی NARX جهت مدل سازی استفاده شد و مدل به دست آمده با استفاده از داده های آزمایش مورد ارزیابی قرار گرفت. بررسی و مقایسه نتایج تأییدکننده این مطلب است که ساختار غیرخطی NARX در مدل سازی واحد کنترل سوخت موفق بوده و از مدل خطی دقیق تر است.

۵- مراجع

- [1] Montazeri GH M., Nasiri M., Jafari S., "Real-Time Multi-Rate HIL Simulation Platform for Evaluation of a Jet Engine Fuel Controller", *Simulation Modeling Practice & Theory*, Vol. 19, No. 3, 2011, pp. 996-1006.
- [2] Basso M., Giarré L., Groppi S., and Zappa G., "NARX Models of an Industrial Power Plant Gas Turbine", *IEEE Transaction on control system technology*, Vol. 13, No. 4, 2005, pp. 599-604
- [3] Fung E. H. K., Wong Y. K., Ho H. F., Mignolet M. P., "Modeling and Prediction of Machining Errors using ARMAX and NARMAX Structures",

این معیار از رابطه (۱۱) به دست می آید که در این رابطه N برابر با تعداد داده ها می باشد [۲۱]. نتایج به دست آمده از این رابطه در جدول ۱ آمده است.

$$\text{بهترین سازگاری} = \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|}{\sum_{i=1}^N |y_i - \bar{y}|} \right) \times 100\% \quad (11)$$

جدول ۱ نتایج مربوط به رابطه (۱۱) به ازای داده های بازرسی

مدل	ARMAX	NARX
بهترین سازگاری	۸۰/۸۷	۸۹/۱۴

در شکل ۸ نیز پاسخ مدل خطی ARMAX در مقایسه با پاسخ سیستم، به ازای داده های بازرسی مشاهده می شود. نتایج ارائه شده، نشان دهنده دقت مناسب ساختار عصبی NARX، در مدل سازی واحد کنترل سوخت موتور جت می باشد. با توجه به نتایج ارائه شده، هر چند مدل خطی ARMAX دارای دقت قابل قبولی برای بعضی از کاربردها می باشد، اما طبق انتظار با توجه به اینکه FCU در واقعیت دارای رفتار غیرخطی می باشد، مدل غیر خطی NARX دارای دقت بیشتری نسبت به مدل خطی ARMAX در تخمین رفتار سیستم واقعی می باشد.

۴- جمع بندی

در این مقاله، مدل سازی واحد کنترل سوخت موتور توربوجت به روش شناسایی سیستم ارائه شد. همان طور که در بخش ۲ توضیح داده شد ورودی اصلی واحد کنترل سوخت موتور

- [13] Nelles O., "Nonlinear System Identification: From Classical Approaches to Neural Networks and Fuzzy Models", *Springer*, 2001.
- [14] Mohamed V. O. M., Mhiri R., "An Approach to Polynomial NARX/NARMAX Systems Identification in a Closed-loop with Variable Structure Control", *International Journal of Automation and Computing*, Vol. 5, No. 3, 2008, pp. 313-318.
- [15] Isermann R., "Practical Aspects of Process Identification", *Automatica*, vol. 16, 1980, pp. 575-587.
- [16] Yaacob S., Mohamed F. A., "Black Box modeling of the Induction Motor", *the thirty seventh SICE Annual Conference (SICE '98)*, 1998, pp. 883-886.
- [17] Mohamed F. A., Koivo H., "Modeling of Induction Motor using Identification Non-Linear Neural Network System", *SICE 2004 Annual Conference*, vol. 2, pp. 977-982
- [18] Soderstorm T., Stoica P., "System Identification", *Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ*, 1989.
- [19] A. Salehi, *Study on Control System of AC Motor for testing jet engine fuel control unit*, Seminar of M.Sc, Department of Mechanical Engineering, Iran University of Science & Technology, 2010. (In Persian)
- [20] M. Jamshidfar, *Automation and monitoring system of testing FCU for use in simulation of hardware in a loop*, Thesis of M.Sc, Department of Mechanical Engineering, Iran University of Science & Technology, 2010. (In Persian)
- [21] Ljung L., "System Identification Toolbox[™]7 User's Guide", *The Math Works, Inc.* 2008.
- Applied Mathematical Modeling*, Vol. 27, No. 8, 2003, pp. 611-627
- [4] Ziaei K., Sepehri N., "Modeling and Identification of Electrohydraulic Servos", *Mechatronics*, Vol. 10, No. 7, 2000, pp. 761-772
- [5] Tghizadeh M., Ghaffari A., Najafi F., "Modeling and Identification of a Solenoid Valve for PWM Control Applications", *Comptes Rendus Mécanique*, Vol 337, No. 3, 2009, pp. 131-140.
- [6] Ruano A. E., Fleming P. J., Teixeira C., Rodríguez Vázquez K., Fonseca C. M., "Nonlinear Identification of Aircraft Gas-Turbine Dynamics", *Neurocomputing*, Volume 55, Issues 3-4, October 2003, pp. 551-579
- [7] M. Montazeri, A. Salehi, M. Nasiri, Modeling of jet engine fuel control unit using ARMAX structure, *1st Gas Turbines Conference*, Tehran, 2012. (In Persian)
- [8] M. Karari, *System identification*, Amirkabir University of Technology Press Center, Tehran, 2009. (In Persian)
- [9] Ljung L., "System Identification, Theory for the User", *Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ*, 1999.
- [10] Cybenko G., "Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function", *Mathematics of Control, Signal and Systems*, Vol. 2 No.4, 1989, pp. 303-314,
- [11] Shetty G., Chellam S., "Predicting Membrane Fouling During Municipal Drinking Water Nano Filtration using Artificial Neural Networks", *Journal of Membrane Science*, Vol. 217, No. 1-2, 2003, pp. 69-86.
- [12] Kathirvalavakumar T., Thangavela P., "Modified Backpropagation Training Algorithm for Feedforward Neural Networks", *Neural Processing Letters*, Vol. 23, 2006, pp. 111-119.