



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

امین صالحی<sup>۱</sup>، مرتضی منتظری<sup>۲\*</sup>، مصطفی نصیری<sup>۳</sup>

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

\* 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. Salehi<sup>1</sup>, M. Montazeri-GH<sup>2\*</sup>, M. Nasiri<sup>3</sup>

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<sup>۱</sup> 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 سیستم‌های دینامیکی در حضور نویز بکار می‌روند [۳،۲].

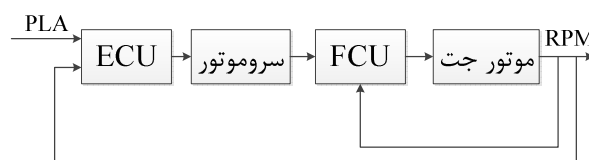
مقاله‌های بسیاری در زمینه‌ی کاربرد روش شناسایی سیستم برای مدل‌سازی سیستم‌های دینامیکی وجود دارد. به عنوان نمونه در [۵،۴] مدل‌سازی شیر هیدرولیکی و در [۲] مدل‌سازی توربین گازی نیروگاه و در [۶] مدل‌سازی توربین گاز هوایی با استفاده از روش شناسایی سیستم‌ها صورت گرفته است. همچنین در [۷] مدل‌سازی FCU با این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

## ۲- واحد کنترل سوخت موتور توربوجت (FCU)

در شکل ۲ طرح‌واره‌ای 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 می‌شود سوخت از طریق پمپ دنده‌ای که به وسیله محور اصلی به گردش در می‌آید وارد فیلتر می‌شود و بعد از فیلتر شدن، وارد شیر کنترل جریان می‌شود 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 می‌شود، دبی عبوری از شیر تنظیم می‌شود. 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 می‌باشد که این موضوع باعث بالا رفتن فشار مجموعه می‌شود، به همین دلیل باید با کنار گذر کردن شیر تنظیم اختلاف فشار، این

ECU<sup>۱</sup> تشکیل شده است. ECU یک سیستم الکترونیکی است که بر اساس سرعت محور دورانی موتور و همچنین فرمان خلبان<sup>۲</sup>، فرمان سروو را صادر می‌کند. FCU نیز یک سیستم الکتروهیدرولیکی می‌باشد که بر اساس مقدار سرو و همچنین سرعت محور موتور جت، مقدار سوخت ورودی به محفظه احتراق را تعیین می‌کند. شکل ۱ نحوه ارتباط این اجزا را نشان می‌دهد. پروژه طراحی و ساخت سیستم کنترل سوخت موتور توربین گاز از چندین سال پیش در آزمایشگاه شبیه‌سازی و کنترل سیستم‌ها در دانشگاه علم و صنعت ایران آغاز شده و در حال حاضر به مرحله اتوماسیون و شبیه‌سازی سخت‌افزار در حلقه رسیده است [۱]. در این راستا برای بهبود و بهینه‌یابی کنترلر طراحی شده، نیاز به مدل‌سازی دقیق اجزای موتور جت نظیر FCU می‌باشد، اما به دلیل عدم اطلاع از مقادیر دقیق پارامترهای فیزیکی موثر در مدل‌سازی 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 مدل‌سازی FCU استفاده شده است که امروزه یکی از روش‌های پرکاربرد در مدل‌سازی سیستم‌هایی است که اطلاعات کافی از رفتار آنها وجود ندارد. در این روش، مدل سیستم با استفاده از مجموعه داده‌های اندازه‌گیری شده از ورودی-خروجی و انتخاب یک ساختار مناسب، به دست می‌آید. برای مدل‌سازی ابتدا از ساختارهای ساده‌تر و خطی استفاده می‌شود. اگر مدل به دست آمده دارای دقت کافی نبود، می‌توان از مدل‌های پیچیده‌تر 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

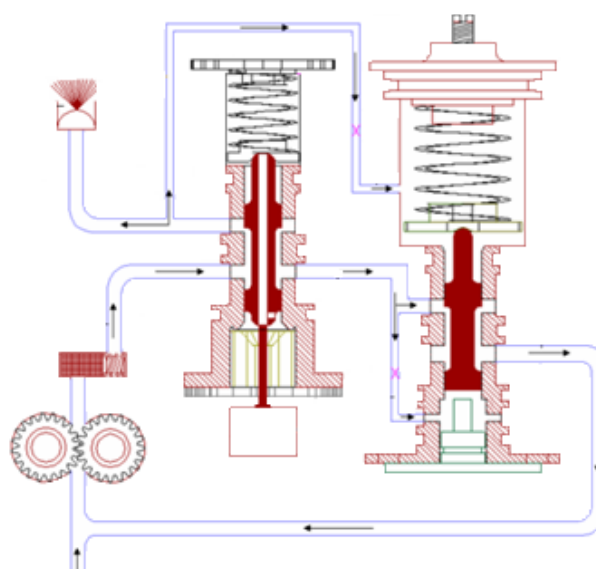
1. Electronic Control Unit
2. PLA

مقدار دبی اضافی به تانک سوخت برگردانده شود.

### ۳- مدل‌سازی

مدل ریاضی یک سیستم را می‌توان بر اساس قوانین فیزیکی حاکم بر سیستم، که مدل‌سازی جعبه سفید یا تحلیلی نامیده می‌شود، به دست 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 به دست می‌آید. مدل‌سازی به روش شناسایی شامل چندین مرحله می‌باشد که در ادامه این مراحل در فرایند مدل‌سازی FCU توضیح داده می‌شوند.



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 به وجود 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.

همان طور 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 تعیین کننده 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 به دست آمده است.

### 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 به طور 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) بیان کننده 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

## ۳-۲- تخمین پارامتر

تخمین پارامترهای شبکه عصبی به وسیله الگوریتم‌های بهینه‌یابی را آموزش شبکه عصبی می‌نامند. در شناسایی سیستم سعی می‌شود توسط روش‌های بهینه‌یابی، پارامترهای مدل به‌گونه‌ای به‌دست آیند که از یک طرف دینامیک‌های مختلف سیستم تا حد ممکن معلوم شده و از طرف دیگر مقدار خطای بین خروجی‌های مدل و سیستم واقعی حداقل شود.

در شبکه عصبی NARX، اگر از خروجی‌های خود مدل در ورودی شبکه استفاده شود، مدل به‌دست آمده یک شبکه عصبی با ساختار بازگشتی<sup>۳</sup> بوده و به آن مدل موازی گفته می‌شود، اما اگر از خروجی‌های سیستم واقعی در ورودی شبکه استفاده شود، شبکه عصبی دارای ساختار پیش‌سو<sup>۴</sup> بوده و به آن مدل سری- موازی گفته می‌شود. از آنجا که در مرحله آموزش خروجی‌های سیستم واقعی موجود می‌باشند از مدل سری- موازی برای آموزش استفاده شده است، مزیت این کار این است که اولاً داده‌های مورد استفاده در آموزش شبکه عصبی دقیق می‌باشند و ثانیاً شبکه‌ی عصبی در این حالت دارای ساختار پیش‌خور می‌باشد و لذا می‌توان از روش‌های پسانتشار خطای استاتیکی<sup>۵</sup> استفاده کرد. بعد از آموزش، می‌توان این مدل را به مدل موازی تبدیل نمود.

از آنجا که مقدار خطا برای مدل NARX نسبت به پارامترهای مدل غیرخطی می‌باشد از روش حداقل مربعات غیرخطی و الگوریتم لونیبرگ-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  $\theta$  به ترتیب ورودی‌های مدل و پارامترهای مدل می‌باشند. در روش حداقل مربعات غیرخطی تابع هزینه<sup>۶</sup> که هدف کمینه کردن مقدار آن می‌باشد به صورت تابع  $S$  تعریف می‌شود.

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

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

می‌باشد و  $nk$  نیز تعداد تأخیرهای موجود بین ورودی‌ها و خروجی سیستم است.

انتخاب‌های 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<sup>۱</sup> به عنوان تابع  $g$  استفاده شده است. ساختار شبکه پرسپترون مورد استفاده در این مقاله یک شبکه دو لایه می‌باشد.

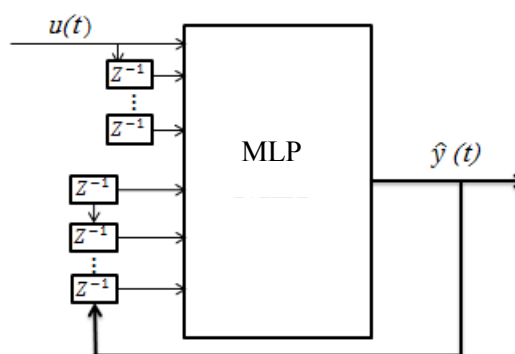
رابطه ریاضی بیان‌کننده شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه به صورت زیر می‌باشد.

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

که در آن  $x$  ورودی‌های شبکه،  $n_x$  تعداد ورودی‌ها و  $n_h$  تعداد نرون‌های لایه مخفی می‌باشند. همچنین  $W$ ،  $w$  و  $f$  به ترتیب وزن‌ها و توابع محرک<sup>۲</sup> مربوط به لایه مخفی و لایه خروجی می‌باشند.

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، می‌توان سیستم‌های غیرخطی را با دقت مناسبی مدل کرد [۱۰-۱۲]. شکل ۳ ساختار NARX مورد استفاده در این مقاله را نشان می‌دهد.

در این مطالعه، تابع محرک مربوط به نرون‌های 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 این‌رو 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<sup>۱</sup> که یکی از سیگنال‌های مناسب برای تحریک سیستم‌ها می‌باشد، استفاده شده‌است. سیگنال PRBS یک سیگنال شبه تصادفی باینری و متناوب می‌باشد که دامنه آن بین دو سطح بیشینه و کمینه تغییر می‌کند و اگر به درستی طراحی شود، شرط تحریک‌کنندگی 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 می‌ماند، تعیین شوند [۱۳،۱۶،۱۷]. دوره تناوب سیگنال بزرگتر یا مساوی تعداد نمونه‌های گرفته شده از ورودی و خروجی در نظر گرفته می‌شود [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 تعیین‌کننده محتوای فرکانسی سیگنال می‌باشد، با توجه به محدوده فرکانسی کارکرد مدل، تعیین می‌شود. در مواقعی که اطلاع دقیق از محدوده فرکانسی کارکرد مدل وجود ندارد انتخاب این مقدار تقریباً برابر با ثابت زمانی سیستم می‌تواند مناسب باشد.

### ۳-۳-۲- نرخ نمونه برداری

اگر چه معمول است که فرکانس نمونه‌برداری تا جایی که تجهیزات نمونه‌برداری اجازه می‌دهند بزرگ انتخاب شوند، اما انتخاب نرخ نمونه‌برداری بین ۰/۰۵ تا ۰/۱ برابر زمان نشست سیستم مناسب می‌باشد [۱۳،۱۷]. اگر نرخ نمونه‌برداری بسیار سریع‌تر از دینامیک سیستم انتخاب شود در این حالت داده جدید نسبت به داده‌ی قبلی حاوی اطلاعات بسیار کمی خواهد بود و باعث افزایش حجم داده‌ها و طولانی شدن زمان محاسبات خواهد شد. از طرفی اگر نرخ نمونه‌برداری خیلی آهسته‌تر 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 نمونه‌برداری برابر با ۰/۰۱ ثانیه در نظر گرفته شده است.

رابطه زیر در یک حلقه تکراری بهبود پیدا می‌کند.

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

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

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

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

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

با توجه به روابط بالا می‌توان 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 می‌شود، از بعضی روش‌های تقریبی استفاده می‌شود. یکی از این روش‌ها، روش لونبرگ-مارکوارت است [۱۳]. در این روش مقدار پارامترها از رابطه (۱۰) به دست می‌آید.

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

که در آن مقدار  $\alpha$  انتخابی می‌باشد.

### ۳-۳-۳- طراحی آزمایش

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

(۱) انتخاب سیگنال ورودی

(۲) تعیین نرخ داده‌برداری

### ۳-۳-۱- سیگنال ورودی

انتخاب سیگنال ورودی از مراحل مهم در مدل‌سازی به‌روش شناسایی سیستم می‌باشد [۱۴]. در شناسایی، رابطه ریاضی حاکم بر سیستم تنها از روی داده‌های جمع‌آوری شده از ورودی و خروجی سیستم به دست می‌آید و به طور صریح می‌توان گفت سیگنال ورودی تنها راه اثرگذاری بر سیستم، به منظور جمع‌آوری اطلاعات از رفتار سیستم می‌باشد. از آنجا که راهی برای اثرگذاری بر روی نویز وارد بر سیستم وجود ندارد، لذا پیشنهاد می‌شود تا با افزایش دامنه سیگنال ورودی تا حد

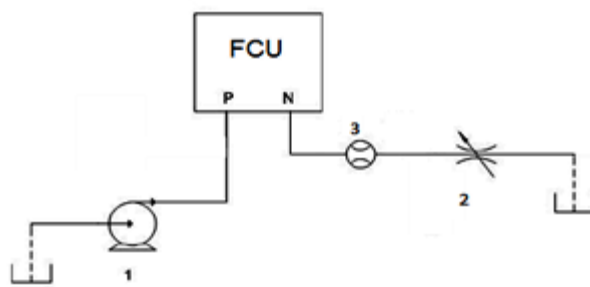
1. Pseudo Random Binary Sequence

## ۳-۴- انجام آزمایش

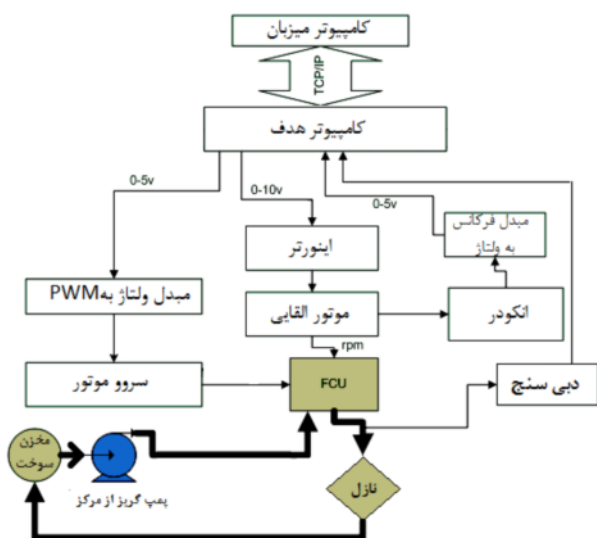
بعد از طراحی و تعیین محدودیت‌های آزمایش، در این قسمت نحوه اجرای آزمایش ارائه می‌شود. در شکل ۴ شماتیکی از مدار هیدرولیکی سیستم آزمایش طراحی شده ارائه شده است. همان طور که در این شکل نشان داده شده است، سوخت از مخزن توسط پمپ بوستر (۱) به FCU منتقل می‌شود و سوخت تنظیم شده از FCU به سمت نازل (۲) هدایت شده و توسط دبی‌سنج جرمی (۳) مقدار دبی آن اندازه‌گیری می‌شود. سوخت پس از عبور از نازل به مخزن برگردانده می‌شود. 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 دنده‌ای FCU توسط یک جعبه‌دنده کاهنده از شفت موتور جت تأمین می‌شود، اما از آنجا که در سیستم آزمایش FCU، موتور جت وجود ندارد، از یک موتور القایی به‌همراه سیستم کنترل سرعت آن برای تأمین سرعت دورانی پمپ دنده‌ای FCU استفاده شده است که در شکل ۵ مشاهده می‌شود [۲۰، ۱۹].

برای انجام آزمایش بر روی FCU و جمع‌آوری داده، نیاز به یک سیستم داده‌برداری است که در شکل ۵ نشان داده شده است. اجزای به کار رفته در سیستم داده‌برداری شامل کامپیوتر PC، کامپیوتر صنعتی و کارت‌های داده‌برداری می‌باشند. همان طور که در این شکل نشان داده شده است اطلاعات مربوط به سنسور دبی‌سنج و سنسور سرعت مربوط به موتور القایی، توسط کارت‌های داده‌برداری به کامپیوتر منتقل می‌شوند. از آنجا که آزمایش باید به صورت زمان-واقعی انجام شود از امکان xPC-target نرم‌افزار متلب استفاده شده است.



شکل ۴ شماتیک مدار هیدرولیکی سیستم آزمایش FCU



شکل ۵ مجموعه کلی سیستم آزمایش FCU

در ساختار xPC کامپیوتر میزبان<sup>۱</sup> شامل مدل سیمولینک ساخته شده از سیگنال ورودی و کنترلر سرعت موتور القایی می‌باشد و کامپیوتر هدف<sup>۲</sup> شامل فایل کمپایل شده مدل سیمولینک است که می‌تواند به صورت زمان-واقعی اجرا شود. کامپیوتر میزبان دارای سیستم عامل ویندوز و نرم‌افزار 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 می‌توان 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 جمع‌آوری شده است. مجموعه‌ی داده‌های ورودی و خروجی به دو قسمت تقسیم شده‌اند که از یک قسمت برای مدل‌سازی و از قسمت دیگر برای بازرسی مدل به‌دست آمده استفاده شد.

برای شبکه عصبی NARX، تعداد لایه‌ها و نرون‌های مختلف، امتحان شد که در نهایت بهترین نتایج برای شبکه عصبی با یک لایه مخفی و تعداد ۱۱ نرون در این لایه، به‌دست آمده

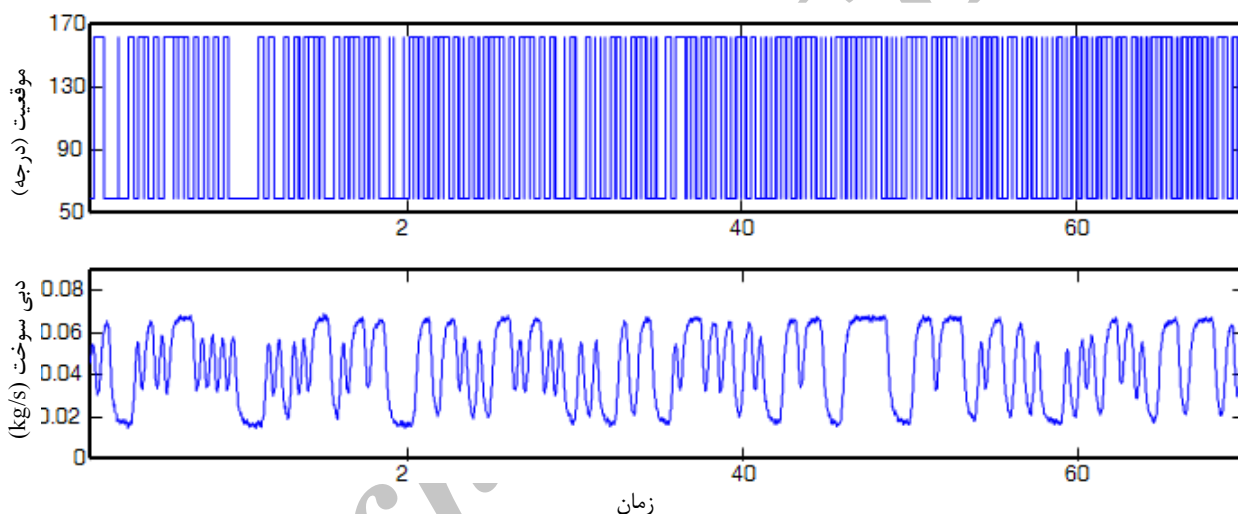
1. Host  
2. Target

بین نتایج مدل و نتایج آزمایش وجود دارد. برای بررسی میزان تأثیر غیرخطی بودن مدل بر دقت مدل‌سازی FCU، نتایج مربوط به مدل‌سازی 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 مدل‌های به‌دست‌آمده، از معیار "بهترین سازگاری" برای مقایسه خروجی مدل با خروجی سیستم واقعی استفاده شده است که این معیار تعیین‌کننده میزان تطابق خروجی مدل با خروجی سیستم واقعی می‌باشد و بزرگتر بودن مقدار این معیار نشان‌دهنده دقت بیشتر مدل به‌دست‌آمده خواهد بود.

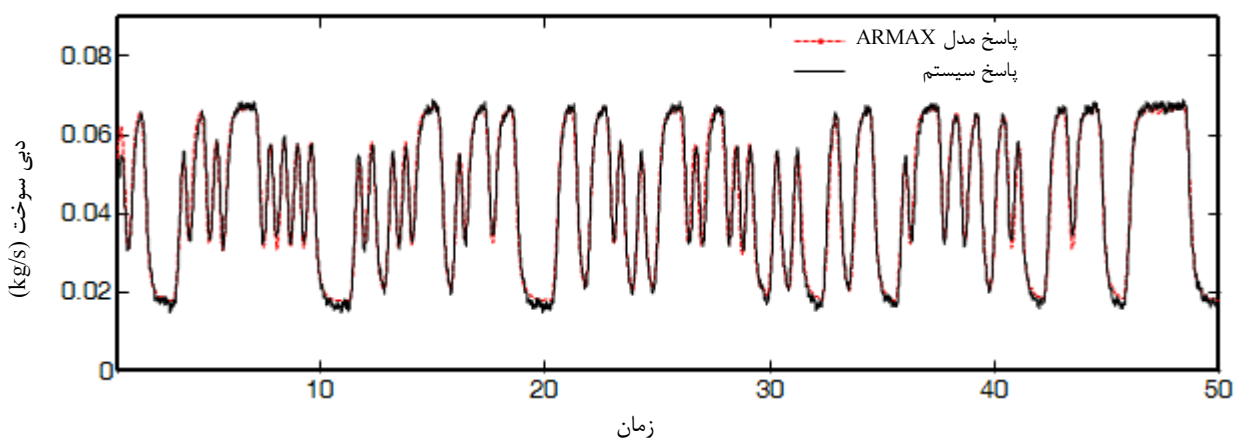
است. توابع محرک نرون‌ها در لایه مخفی تابع سیگموئید و تابع محرک مربوط به لایه خروجی نیز تابع خطی در نظر گرفته شده است. بهترین مرتبه برای ورودی‌های ساختار NARX نیز به صورت زیر به‌دست آمده است.

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

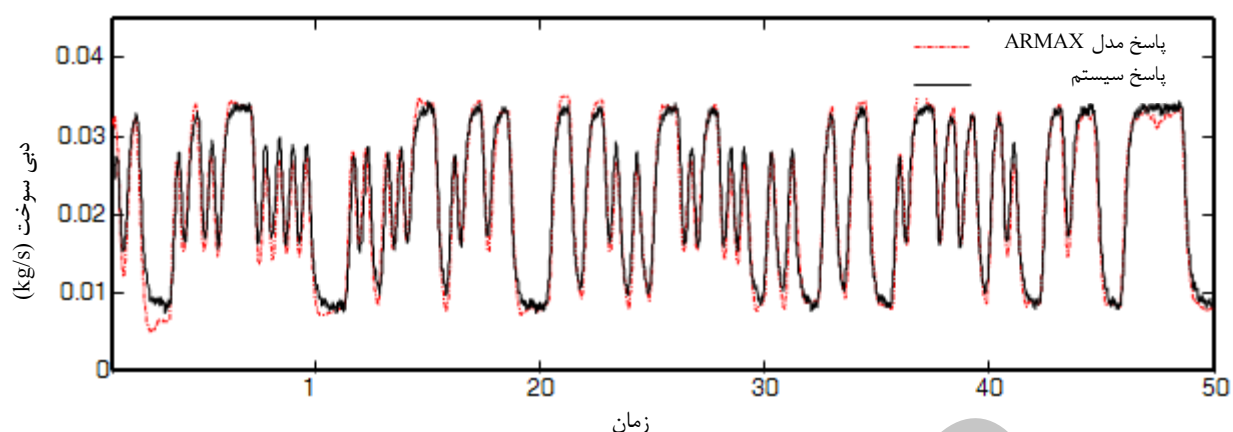
برای ارزیابی مدل به‌دست آمده روش‌های متعددی وجود دارد که معمول‌ترین آن شبیه‌سازی به وسیله داده‌هایی به‌غیر از داده‌های مورد استفاده در مدل‌سازی و مقایسه آن با پاسخ سیستم واقعی می‌باشد. در شکل ۷ پاسخ مدل غیرخطی NARX در مقایسه با پاسخ سیستم، به ازای داده‌های بازرسی مشاهده می‌شود. همان‌طور که ملاحظه می‌شود تطابق مطلوبی



شکل ۶ داده‌های 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 می‌شود خروجی این سیستم نیز میزان دبی سوخت تحویلی می باشد که توسط یک دبی‌سنج اندازه‌گیری می‌شود. در این مطالعه برای مدل‌سازی 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 به‌دست آمده است. به‌منظور شناسایی FCU از سیگنال PRBS به عنوان ورودی برای تحریک سیستم و از ساختار غیرخطی NARX جهت مدل‌سازی استفاده شد و مدل به‌دست‌آمده با استفاده از داده‌های آزمایش مورد ارزیابی قرار گرفت. بررسی و مقایسه نتایج تأییدکننده این مطلب است که ساختار غیرخطی NARX در مدل‌سازی واحد کنترل سوخت موفق بوده و از مدل خطی دقیق‌تر 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) به‌دست می‌آید که در این رابطه  $N$  برابر با تعداد داده‌ها می‌باشد [۲۱]. نتایج به‌دست 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 داده‌های 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 داده‌های بازرسی مشاهده می‌شود. نتایج ارائه شده، نشان دهنده دقت مناسب ساختار عصبی NARX، در مدل‌سازی واحد کنترل سوخت موتور جت می‌باشد. با توجه به نتایج ارائه شده، هر چند مدل خطی ARMAX دارای دقت قابل قبولی برای بعضی از کاربردها می‌باشد، اما طبق انتظار با توجه به اینکه FCU در واقعیت دارای رفتار غیرخطی می‌باشد، مدل غیر خطی NARX دارای دقت بیشتری نسبت به مدل خطی ARMAX در تخمین رفتار سیستم واقعی می‌باشد.

## ۴- جمع‌بندی

در این مقاله، مدل‌سازی واحد کنترل سوخت موتور توربوجت به روش شناسایی سیستم ارائه شد. همان‌طور 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] Soderstrom T., Stoica P., "System Identification", *Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ*, 1989.
- [19] صالحی امین، "مطالعه بر روی سیستم کنترل دور موتور AC جهت تست واحد کنترل سوخت موتور جت"، سمینار کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران، ۱۳۸۹.
- [20] جمشیدفرد محسن، "اتوماسیون و مانیتورینگ دستگاه تست FCU جهت بکارگیری در شبیه‌سازی سخت‌افزار در حلقه"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران، ۱۳۸۹.
- [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., Rodriguez Vázquez K., Fonseca C. M., "Nonlinear Identification of Aircraft Gas-Turbine Dynamics", *Neurocomputing*, Volume 55, Issues 3-4, October 2003, pp. 551-579
- [7] منتظری مرتضی، صالحی امین، نصیری مصطفی، "مدل‌سازی واحد کنترل سوخت موتور جت با استفاده از ساختار ARMAX"، اولین کنفرانس ملی توربین‌های گازی، تهران، ۱۳۹۱.
- [8] کراری مهدی، شناسایی سیستم، تهران، انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر، ۱۳۸۸.
- [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.