



طراحی سیستم کنترل تحمل پذیر عیب مبتنی بر حسگر مجازی جهت تعیین دقیق نقطه سرچ در کمپرسورهای صنعتی

سید مهدی علوی نیا^{1*}، محمد علی صدرنیا²، محمد جواد خسروجردی³ و محمد مهدی فاتح⁴

¹ دانشجوی دکتری، دانشکده برق و رباتیک، دانشگاه شاهرود

² استادیار، دانشکده برق و رباتیک، دانشگاه شاهرود

³ دانشیار، گروه کنترل دانشکده برق، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز

⁴ استاد، دانشکده برق و رباتیک، دانشگاه شاهرود

تاریخ دریافت: 1392/08/05؛ تاریخ بازنگری: 1392/12/17؛ تاریخ پذیرش: 1393/01/19

چکیده

در این مقاله روشی نوین برای تعیین دقیق نقطه کار و نقطه سرچ کمپرسور از طریق طراحی سیستم کنترل تحمل پذیر عیب حسگرها معرفی می‌گردد. از روش افزونگی تحلیلی و ابزار شبکه‌های عصبی دینامیکی مقاوم مبتنی بر ایده مد لغزشی برای تشخیص عیب در حسگرهای کمپرسور با فرض وجود عدم قطعیت پارامتری در کمپرسور و نویز در حسگرها استفاده می‌گردد. ضعف اساسی در کاربرد شبکه‌های عصبی دینامیکی فقدان روشی قانون‌مند برای تعیین ماتریس پایدار هورویتز است که این ضعف با استفاده از روش شناسایی مبتنی بر زیر فضا جبران می‌شود. از مدل مور-گریترز شبیه سازی شده کمپرسور، داده‌های لازم برای تولید مانده در روش افزونگی تحلیلی استخراج می‌شود و سپس در بلوک ارزیابی مانده، الگوریتم ویژه‌ای برای تعیین مشخصات عیب ارائه می‌گردد. برای طراحی سیستم کنترل تحمل پذیر عیب از ایده حسگر مجازی بهره گرفته می‌شود. با استفاده از نتایج شبیه سازی، مزایای عملکرد سیستم پیشنهادی تشخیص عیب در تعیین دقیق نقطه سرچ کمپرسور نشان داده می‌شود.

کلمات کلیدی: سیستم کنترل تحمل پذیر عیب؛ حسگر مجازی؛ سرچ کمپرسور؛ مدل مور-گریترز؛ شبکه‌های عصبی دینامیکی مقاوم؛ روش شناسایی مبتنی بر زیر فضا.

Fault tolerant control system design based on virtual sensor for determining of surge point in industrial compressors

S.M. Alavinia^{1*}, M.A. Sadrnia², M.J. Khosrowjerdi³ and M.M. Fateh⁴

¹ Ph.D. Student, Elec. Eng., University of Shahrood, Shahrood, Iran

² Assis. Prof., Elec. Eng., University of Shahrood, Shahrood, Iran

³ Assoc Prof., Elec. Eng., Sahand University, Tabriz, Iran

⁴ Prof., Elec. Eng., University of Shahrood, Shahrood, Iran

Abstract

In this paper, a novel technique is presented for determining of operating and surge point in compressor via sensor fault tolerant control. The analytical redundancy method and the dynamic neural network (DNN) based on robust identification scheme is presented to determine of compressor surge point accurately, even in the presence of uncertainty in the compressor and noise in the sensor. Generally, the main drawback of DNN method is the lack of systematic law for selecting of initial Hurwitz matrix. Therefore, the subspace identification method is proposed for selecting this matrix. The required data is obtained from compressor Moore-Greitzer simulated model. In the residual evaluation block, a specified algorithm is proposed for obtaining fault properties. Virtual sensor idea is utilized for fault tolerant control system. A number of simulation results are carried out to demonstrate and illustrate the advantages, capabilities, and performance of our proposed fault tolerant control scheme.

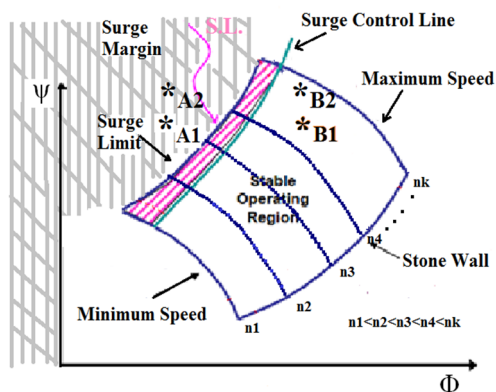
Keywords: Fault tolerant control, Fault diagnosis, Compressor surge, Moore-Greitzer model, Robust dynamic neural network, Subspace identification method.

* نویسنده مسئول؛ تلفن: 09143131654

آدرس پست الکترونیک: emailaddress@emailprovider.com

1- مقدمه

دستگاه، صدمات جدی به خود دستگاه، نیروی انسانی بهره بردار و محیط زیست وارد نماید [5-7]. مطالعات میدانی و آماری از تاسیسات تقویت فشار گاز نشان می‌دهد که به دلیل عدم وجود سیستم تشخیص عیب در کمپرسورها، به کرات توقف اضطراری در دستگاه رخ می‌دهد و این توقف های اضطراری علاوه بر کاهش عمر مفید ماشین، بر پایداری شبکه سراسری انتقال گاز شدیداً تأثیر منفی دارد [2 و 8-9]. برای جلوگیری از صدمات مذکور، سیستم کنترل تحمل پذیر عیب پیشرفته و به روز، در مرحله طراحی و ساخت کمپرسور بایستی مد نظر قرار گیرد. موضوع تشخیص و کنترل عیب در مباحث پژوهشی و کاربرد آن در صنعت به صورت روز افزون در حال توسعه است. اما مطالعات نویسندگان نشان می‌دهد در خصوص استفاده از سیستم کنترل تحمل پذیر عیب در جلوگیری از سرچ کمپرسور، کار پژوهشی جدی گزارش نشده است.



شکل 1- منحنی عملکردی کمپرسور

یک عیب در یک حسگر می‌تواند ناشی از عیب در قسمت‌های مختلف حسگر مانند مبدل، پردازش سیگنال و جمع‌کننده داده‌ها باشد [10]. ابتدایی‌ترین و متداولترین روش برای تشخیص عیب در یک حسگر، استفاده از روش کالیبراسیون متناوب بر اساس نوع حسگر و محل به کارگیری آن در دستگاه و با توجه به دستورالعمل‌های ارائه شده توسط سازنده است [11]. این روش تشخیص عیب در مورد عیب‌های ناگهانی موثر است ولی در هنگام رخداد عیوب پیوسته و کند نمی‌تواند موثر واقع گردد. به ویژه در سیستم

کمپرسورها در صنایع مختلفی همچون توربین‌های گازی، جت‌های هواپیماها، صنایع بالا دستی نفت و انتقال گاز طبیعی به مسافت‌های طولانی کاربردهای فراوانی دارند. این دستگاهها در مدل‌های مختلف همچون سانتیفیوژ، محوری، پیستونی ساخته می‌شوند و از نظر اندازه و توان کاری نیز دارای محدوده وسیعی هستند [2-3]. نکته مهم در بهره برداری اصولی از کمپرسورها در درجه اول توجه به ابعاد ایمنی انسانی و زیست محیطی دستگاه‌ها است و در مرحله بعد نیز ایمنی خود دستگاه‌ها مد نظر می‌باشد. محیط تاسیسات تقویت فشار گاز به دلیل وجود گاز طبیعی پرفشار¹ بایستی همواره از نظر ملزومات ایمنی کنترل شود. در ضمن پایداری شبکه انتقال گاز به عنوان شاگرد حیاتی جریان انرژی و قیمت بسیار بالای کمپرسورها، اهمیت ایمنی در صنعت انتقال گاز طبیعی را مضاعف می‌کند.

برای بازده بیشینه کمپرسور و جلوگیری از آسیب‌های فیزیکی، بایستی از ناپایداری‌های فلو دستگاه به محض لحظه وقوع، ممانعت به عمل آید. این ناپایداری فلو کمپرسور را در اصطلاح سرچ می‌نامند که برای کمپرسور بسیار مضر است [4]. برای ممانعت سریع و دقیق از سرچ، بایستی مقادیر واقعی و درست حسگرهای فلو، فشار و سرعت کمپرسور به عنوان متغیرهای کلیدی در هر لحظه در دسترس باشند. در هنگام تحویل کمپرسور به مشتری، یک سری مدارک و مشخصات فنی مهم همانند منحنی عملکردی کمپرسور، همراه دستگاه توسط سازنده ارائه میگردد. شکل 1 نمونه‌ای از منحنی عملکردی کمپرسور را نشان می‌دهد [3-4]. برای تعیین دقیق نقطه کار بر روی این منحنی لازم است که در هر لحظه مقدار خروجی حسگرهای متغیرهای مذکور به صورت سالم در دسترس باشند و با توجه به مقادیر آنها، نقطه کاری بر روی منحنی مذکور نگاشت می‌یابد. در غیر این صورت نقطه کار نشان داده شده بر روی منحنی، نقطه کار واقعی نخواهد بود. وجود عیب در حسگرهای هر دستگاه صنعتی می‌تواند علاوه بر کاهش شاخص‌های عملکردی

¹ فشار گاز طبیعی در خطوط لوله و تاسیسات تقویت فشار گاز اغلب بالاتر از 1000 psi است

عصبی در این مقاله جهت تولید سیگنال مانده استفاده می شود.

در دهه های اخیر شبکه های عصبی در زمینه های مختلف همچون شناسایی سیستم های صنعتی کاربردهای زیادی پیدا کرده اند. در [14]، از شبکه های عصبی برای تشخیص عیب استفاده میشود که آن یک شبکه تک لایه بوده و توابع عضویت آن از خانواده موجک متعامد است. در [15]، از دو شبکه عصبی استفاده می شود که شبکه اولی برای شناسایی حسگرهای معیوب با اندازه گیری ناسازگار بکار میرود و دومی برای تصحیح مقادیر اندازه گیری شده بکار می رود. در [16]، براساس روش پیشنهادی در [17]، از شبکه های عصبی در تشخیص عیب حسگرها در سیستم های دینامیکی دارای تاخیر زمانی استفاده می شود. در شبکه های عصبی دینامیکی نه تنها ورودی هایی از خارج وجود دارند بلکه در ساختار داخلی آنها پسخورد نیز وجود دارد. این پسخورد در شبکه های عصبی دینامیکی باعث انتقال داده از خروجی به ورودی نرون و بر عکس می شود و به دلیل همین پسخورد، این شبکه ها می توانند رفتار دینامیکی سیستم های پیچیده را با دقت دلخواهی مدل کنند [18]. از مزایای دیگر شبکه های عصبی دینامیکی نسبت به شبکه های عصبی معمولی کوچکتر بودن آنها در عین دقت بالای مدل سازی آنها است [19-21].

ایراد اساسی در شبکه های عصبی دینامیکی، عدم وجود روش قانونمند برای انتخاب ماتریس پایدار هورویتز است و در مقالات برای انتخاب ماتریس مذکور روش خاصی ارایه نشده است و انتخاب دلخواه آدرس داده شده است ولی برای انتخاب این ماتریس، روش شناسایی مبتنی بر زیر فضا در این مقاله پیشنهاد می گردد. روش شناسایی مبتنی بر زیر فضا یک روش بسیار موثر در بدست آوردن ماتریس مذکور می باشد.

در سال 2001، از شبکه های عصبی دینامیکی برای شناسایی سیستم های غیر خطی استفاده شده است [22]. برای شناسایی مدل یک راکتور اوزون از شبکه های عصبی دینامیکی استفاده شده است [23] که در آن برای شناسایی حالتها از شبکه های عصبی و برای تخمین پارامترها از ایده کمترین مربعات استفاده میشود. در [24-25]، از شبکه های عصبی دینامیکی دارای پروجکشن برای تخمین متغیرهای

هایی که بسیار پیچیده و از نظر ایمنی عملکرد حساس اند کارایی ندارد.

روش دیگر برای تشخیص عیب، استفاده از افزونگی سخت افزاری است در این روش برای حسگرهای مهم در سیستم، یک تا سه حسگر پشتیبان و موازی تعریف می گردد و در هر لحظه با استفاده از تکنیکهای رای گیری و یا میانگین گیری، می توان سالم و یا معیوب بودن خروجی هر حسگر را تعیین کرد. روش افزونگی سخت افزاری اگرچه روشی با ضریب اطمینان بالا است، اما با افزوده شدن تعداد حسگرها، محدودیت حجم سیستم و هزینه ها، در عمل از کارایی این روش به طور چشمگیری کاسته می شود.

در روش افزونگی تحلیلی به عنوان روش سوم تشخیص عیب، مدل سیستم با بهره گیری از روابط فیزیکی و ریاضی حاکم بر سیستم و یا داده های سالم مستخرج از سیستم تولید می شود و خروجی واقعی سیستم و خروجی مدل در هر لحظه با هم مقایسه می گردند و سیگنال مانده تولید می شود و سپس در بلوک بعدی به نام بلوک "ارزیابی مانده" با توجه به سیگنال مانده، عیب تشخیص داده می شود. بلوکهای پردازش مانده و تصمیم گیر منطقی را در مجموع، بلوک ارزیابی مانده¹ می نامند [12-13]. روش تحلیلی افزونگی بر اساس دانش ما از سیستم به سه دسته مبتنی بر مدل، سیستم های خیره و داده رانده تقسیم می شود. در دسته اول، آگاهی از روابط فیزیکی و ریاضی حاکم بر سیستم ضروری است، در دسته دوم مدل سیستم به صورت روابط فازی و یا گزاره های منطقی "اگر"، "آنگاه" قابل بیان است ولی در دسته سوم فقط به داده های سیستم دسترسی وجود دارد.

در حالت کلی نمی توان یک روش را به سایر روشها ترجیح داد، انتخاب روش مناسب، علاوه بر میزان و نوع دانش ما از سیستم، به پارامترهای مختلف دیگری همچون ساختار سیستم، درجه اهمیت سیستم، سرعت پردازش، تاخیر زمانی پردازش و غیره بستگی دارد. در کمپرسور به دلیل ساختار بسیار پیچیده فنی و عدم دسترسی به معادلات ریاضی و فیزیک حاکم بر آن و گزاره های توصیف گر رفتار کامل دینامیکی کمپرسور، از روش داده رانده و ابزار شبکه های

¹ Residual Generation

ساختار در نظر گرفته می‌شوند و طراحی سیستم کنترل تحمل پذیر عیب مستقیماً در قالب حل یک مساله کنترل مقاوم استاندارد صورت می‌گیرد که برای حل آن، روشهای خاصی وجود دارد. عمده ترین ضعف این کنترل کننده‌ها در محافظه کار بودن آنها است ولی با توجه به ساختار ثابت کنترل کننده، پیاده سازی آنها از پیچیدگی چندانی برخوردار نیست. در مقابل روشهای فعال مبتنی بر تشخیص عیب است در این رویکرد عیب تخمین زده شده و برای جبران آن تغییراتی در کنترل کننده اعمال می‌شود. این رویکرد در جبران عیب محرک‌ها، اجزای اساسی و داخلی سیستم مفید می‌باشد. رویکرد دیگر در طراحی سیستم کنترل تحمل پذیر عیب، استفاده از حسگر مجازی است، بدین صورت که با تخمین عیب حسگر و کم کردن آن از خروجی اندازه گیری شده، یک حسگر بدون عیب در اختیار خواهیم داشت که از آن می‌توان جهت تولید ورودی کنترل استفاده نمود [1]. در مرجع [43]، از ایده حسگر مجازی برای جبران عیب حسگر بکار رفته در یک مفصل انعطاف پذیر استفاده شده است سیگنال جبران شده در مقابل عدم قطعیت‌ها و عوامل غیر خطی مقاوم می‌باشد و نتایج شبیه سازی حاکی از رضایت بخش بودن این روش است. در [44] سیستم تشخیص عیب به روش مد لغزشی جهت اصلاح خروجی حسگر بکار میرود. عملکرد خوب سیستم حلقه بسته بیانگر کارایی این روش در پیاده سازی سیستم تحمل پذیر عیب برای یک موتور DC است.

در این مقاله در مرحله اول از ایده تشخیص عیب در حسگرهای کمپرسور با استفاده از شبکه های عصبی دینامیکی مبتنی بر شناسایی مقاوم استفاده می‌شود. برای مقاوم بودن شبکه در مقابل عدم قطعیت کمپرسور، از ایده مد لغزشی بهره گرفته می‌شود و از تفاوت دینامیک عیب حسگرها و عدم قطعیت کمپرسور، مقاوم بودن شبکه پیشنهادی تضمین میشود. ضعف عدم وجود قانون سیستماتیک برای انتخاب ماتریس هورویتز در شبکه عصبی دینامیکی با استفاده از روش شناسایی مبتنی بر زیرفضا اصلاح می‌گردد. در مرحله دوم، برای بلوک ارزیابی مانده، الگوریتم لازم طراحی می‌شود تا ویژگیهای اساسی عیب در حسگر همچون زمان وقوع و مقدار عیب تعیین شود. در مرحله سوم با توجه به نتایج حاصل از بلوک ارزیابی مانده،

حالت استفاده شده است که مزیت آن شناسایی سیستم های غیر خطی با وجود اغتشاشات بیرونی است. شبکه های عصبی در تشخیص عیب در سیستم های غیر خطی نیز کاربرد دارند، در [26]، از شبکه های عصبی در دو سطح برای تشخیص عیب استفاده می‌شود که دینامیکهای غیر خطی پرواز هواپیما با استفاده از شبکه های عصبی دینامیکی مدل می‌شوند. در [27]، از شبکه های عصبی دینامیکی برای تشخیص عیب در مدل ماهواره استفاده شده است.

حسگرها در هر سیستمی به تغییرات ناشی از نویز، عدم قطعیت در ساختار داخلی سیستم و پارامترهای آن و عیوب اجزای داخلی سیستم، محرک‌ها و حسگرها حساس اند لذا سیستم تشخیص عیب پیشنهادی بایستی در قبال تغییرات مذکور به غیر از عیوب حسگر مقاوم باشد در این مقاله فرض می‌شود که در اجزای داخلی سیستم و محرک‌ها هیچ گونه عیبی وجود ندارد و نویز در حسگرها نیز با استفاده از فیلترهای مناسب از پیش طراحی شده حذف شده و یا به حداقل می‌رسد. منبع عدم قطعیت در پارامترهای کمپرسور می‌تواند از پارامترهای فیزیکی خود کمپرسور و یا از پارامترهای فیزیکی و شیمیایی گاز طبیعی به عنوان سیال داخل کمپرسور نشأت بگیرد. کمپرسورها دستگاههای گرانشی و برخوردار از فناوری های بالا و به روز هستند لذا فرض امکان وجود عدم قطعیت در ساختار فیزیکی آنها از واقعیت بسیار دور است برای مثال، تغییرات میلی متری در طول چند متری شفت کمپرسور اصلاً قابل قبول نبوده و موجب آسیب جدی به کمپرسور می‌گردد. لذا تغییرات در چگالی گاز طبیعی و دمای آن می‌توانند از منابع عدم قطعیت در ساختار کمپرسور باشد. تغییرات در پارامترهای گاز طبیعی معمولاً کند بوده و سرعت تغییر آنها در مقایسه به سرعت و دینامیک عیب در حسگرها بسیار کند می‌باشد. امروزه طراحی کنترل کننده هایی که بتوانند عیوب سیستم را تشخیص داده و در حضور این عیوب پایداری و عملکرد مطلوب سیستم را حفظ کنند در کانون توجه پژوهشگران قرار گرفته است. این گونه کنترل کننده ها، اصطلاحاً کنترل کننده های تحمل پذیر عیب نامیده می‌شوند. دو نوع رویکرد متفاوت برای طراحی کنترل کننده های تحمل پذیر عیب وجود دارد: فعال و غیر فعال. در روش غیر فعال، عیوب به صورت نامعینی های ساختار یافته یا بدون

بیانگر نسبت فشار خروجی به ورودی کمپرسور بوده و بدون بعد می باشد. متغیر J بیانگر ضریب خفگی بوده و متغیر B سرعت کمپرسور را نشان می دهد و Γ گشتاور خالص ورودی کمپرسور بوده و به عنوان ورودی کنترلی عمل می کند. گشتاور خالص ورودی به کمپرسور برابر است با تفاضل گشتاور تولیدی توسط توربین گازی Γ_t و گشتاور ناشی از اینرسی خود کمپرسور Γ_c و یا به عبارت دیگر

$$\Gamma = \Gamma_t - \Gamma_c \quad (1)$$

ورودی نا شناخته یا اغتشاش d در رابطه (1)، بیانگر عدم قطعیت های پارامتری کراندار در کمپرسور است. همانطوریکه در مقدمه اشاره شد این عدم قطعیت ها می تواند صرفا از تغییرات ویژگیهای گاز طبیعی به عنوان سیال داخل کمپرسور ناشی شود و دارای دینامیک کندی هستند. برای آگاهی بیشتر در مورد مدل مور-گریترز و پارامترهای آن می توان به [30-28] مراجعه نمود. برای حصول سرعت ثابت و پایدار در کمپرسور از یک سیستم حلقه بسته ساده با کنترل کننده PI همانند شکل 2 استفاده می شود. ضرایب k_p و k_i در کنترل کننده PI در کارهای عملی از روش سعی و خطا بدست می آید. نکته مهم آن است که در حالت سالم بودن کل سیستم و یا عیب دار بودن حسگرها بایستی این مقادیر ثابت باشند زیرا در عمل نمی توان ضرایب سیستم کنترل را با رخداد یک عیب دستکاری نمود. مدل کمپرسور با استفاده از رابطه (1) در محیط نرم افزاری متلب شبیه سازی می شود. تمامی متغیرهای حالت در رابطه (1) قابل اندازه گیری بوده و از حسگرهای ساده با تابع تبدیل $10/(s+10)$ برای اندازه گیری متغیرهای مذکور استفاده می شود. در عمل همه حسگرها دارای نویز بوده و عملکرد سیستم تشخیص عیب در صورت وجود نویز به شدت افت می یابد. برای حذف نویز از حسگرهای متغیرهای Φ, Ψ, Γ, B به ترتیب از فیلترهای چپسلف نوع 2 و باترورث نوع 3 و از یک فیلتر پایین گذر استفاده می شود. در شکل 3 سیگنالهای فیلتر شده نشان داده می شود.

همانطوریکه پیشتر ذکر شد شایع ترین مشکل در بهره برداری کمپرسورها در صنعت انتقال گاز طبیعی، پدیده سرج است. این پدیده در سه دسته خفیف، متوسط و عمیق قابل تقسیم بندی است. سرج خفیف و متوسط، تنش های مکانیکی به همراه دارد ولی در سرج عمیق علاوه بر تنش های

سیستم کنترل تحمل پذیر عیب برای جبران عیب طراحی می گردد. در این سیستم از ایده حسگر مجازی برای جبران عیب در حسگر استفاده می شود و در نتیجه به دلیل کنترل و جبران عیب در حسگر، نقطه کار نشان داده شده کمپرسور بر روی منحنی واقعی خواهد بود.

ساختار مقاله به این صورت تنظیم شده است. در بخش 2 پدیده سرج و مدل مور-گریترز کمپرسور آورده شده است. در بخش 3 ساختار شبکه های عصبی دینامیکی و نوع مقاوم آن تشریح می گردد. در مورد روش شناسایی مبتنی بر زیرفضا در بخش 4 به صورت مختصر توضیح داده می شود در بخش 5 بلوک ارزیابی مانده و سیستم کنترل تحمل پذیر عیب توضیح داده می شود. در بخش 6 نتایج شبیه سازی بیان می گردد و در نهایت نتیجه گیری و ارایه پیشنهادات برای تحقیقات آتی در بخش 7 بیان می گردند.

2- مدل مور - گریترز و پدیده سرج

در خصوص مدل سازی کمپرسورها کارهای زیادی انجام شده است ولی شاخص ترین کار، توسط گریترز صورت گرفته است [4]. گریترز یک مدل غیر خطی فشرده برای کمپرسور ارایه کرد ولی در تحقیقات بعدی توسط مور-گریترز، مدل ارایه شده قبلی توسط گریترز توسعه یافت [30-28]. مدل مور-گریترز برای تحقیقات کنترلی بسیار مناسب می باشد اما در کارهای عملی دارای ضعف است زیرا این مدل نمی تواند ساختار کمپرسور را به صورت واقعی مدل سازی نماید. ساده سازی های صورت گرفته جهت مدلسازی دلیل اصلی این ضعف است. همانطوریکه پیشتر ذکر شد کمپرسور دستگاهی با قیمتی بسیار گزاف بوده و نمونه آزمایشگاهی از آن در دسترس نیست، لذا در اینجا برای جمع آوری داده الزاما از مدل مور گریترز به جای سیستم واقعی استفاده گردیده است. مدل مور-گریترز به همراه حسگرهای مربوطه با معادلات فضای حالت غیر خطی زیر توصیف می شود [28].

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u + d \quad (1)$$

$$y = c^T x$$

$$x = \begin{bmatrix} \Phi \\ \Psi \\ J \\ B \end{bmatrix}, \quad u = \Gamma$$

که در آن F, G به ترتیب بیانگر توابع غیر خطی و خطی نامعلوم بوده و متغیر Φ میانگین فلوی عبوری، متغیر Ψ

ناحیه مجاز به خط سرج نزدیکتر باشد نسبت فشار خروجی به ورودی بیشینه خواهد بود و به عبارتی دیگر بازده ماشین به بازده بیشینه نزدیک می‌شود. برای تعیین دقیق موقعیت نقطه کار کمپرسور در هر لحظه بر روی منحنی عملکردی لازم است مقادیر فلوی سیال، فشار ورودی و خروجی کمپرسور و دور دستگاه در دسترس باشد. حال اگر حتی یکی از حسگرهای مذکور عیب دار و یا خراب باشند در این صورت نگاشت نقطه کار واقعی نخواهد بود و همراه با عیب خواهد شد. وجود عیب در تعیین موقعیت نقطه کار دو پیامد ناخوشایند را به شرح ذیل به همراه خواهد داشت:

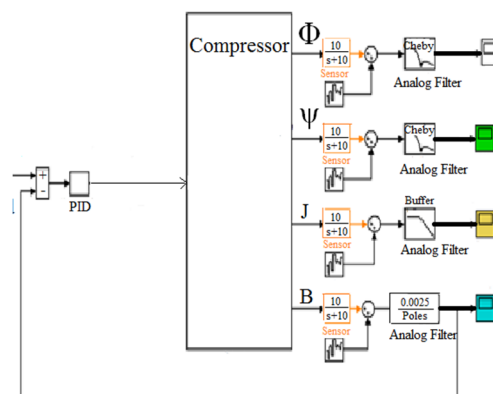
1) اگر نقطه کاری واقعی در شکل (1) نقطه ای مانند B1 باشد ولی به دلیل عیب و یا خرابی حسگرها، نقطه A1 به عنوان نقطه کاری روی منحنی نشان داده شود در این صورت سیستم کنترل سرج، نقطه کاری را نقطه سرج در نظر می‌گیرد و برای خروج کمپرسور از ناحیه غیر مجاز سرج وارد عمل شده و شیر کنترلی برگشتی آنتی سرج را باز می‌کند، تا نقطه کار را به سمت راست منحنی هدایت کند ولی در عمل نقطه واقعی کاری B1 را از بازده ماکزیمم دور می‌کند. تحمیل تنش های مکانیکی ناشی از باز شدن شیر مذکور در این حالت کاذب³ نیز عیب عمده دیگر آن است.

2) اگر بر خلاف حالت قبلی نقطه واقعی نقطه A2 باشد ولی به دلیل عیب دار بودن خروجی حسگرهای مذکور، نقطه B2 از روی منحنی عملکردی نگاشت شود در این صورت بهره بردار و یا سیستم کنترلی ماشین برای حصول راندمان بیشینه، نقطه کار را به سمت خط سرج میل می‌دهد ولی در عمل نقطه کاری واقعی B2 را بیشتر به سرج می‌برد و ماشین ناخواسته به سرج عمیق هدایت می‌شود. با توجه به مطالب بالا، ضرورت وجود سیستم تشخیص عیب حسگرهای فلوی سیال، فشار ورودی، فشار خروجی و سرعت کمپرسور معلوم می‌شود.

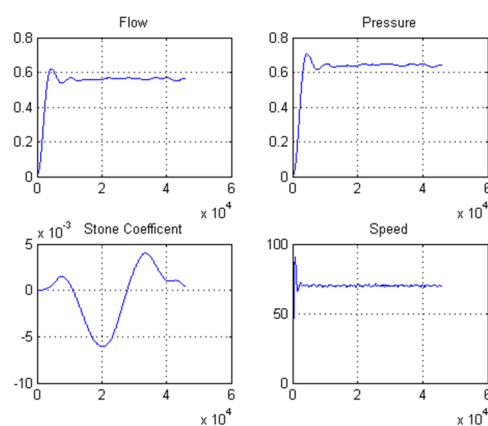
3- تشخیص مقاوم عیب حسگر با شبکه عصبی

دینامیکی

شبکه های عصبی می‌توانند به دو دسته عمده استاتیک (پیشخورده) و دینامیک (تفاضلی) تقسیم شوند، شبکه های



شکل 2- سیستم کنترل حلقه بسته کمپرسور



شکل 3- سیگنالهای خروجی فیلتر شده

شدید مکانیکی، جهت جریان گاز سیال در کمپرسور معکوس می‌شود، که نتیجه آن شکستن پره های کمپرسور است. برای هر کمپرسور، منحنی عملکردی همانند شکل 1 توسط سازنده دستگاه ارایه می‌شود. در شکل 1 ناحیه هاشور خورده در سمت چپ خط سرج¹ (SL) ناحیه مجاز بوده که ناحیه غیر مجاز کاری است. ناحیه مجاز کاری هم در سمت راست خط SL با فاکتورهای حداقل و حداکثر سرعت کمپرسور و خط خفگی² محدود می‌شود. خط سرج علاوه بر تفکیک دو ناحیه ی کاری مجاز و غیر مجاز سرج، دارای ویژگی منحصر به فرد حداکثر بازدهی است به طوریکه هر چقدر نقطه کاری در

¹ Surge Line

² اگر فلوی سیال عبوری از کمپرسور در یک سرعت ویژه از یک مقدار ثابت ثابت عبور کند در اینصورت ماشین با خفگی مواجه می‌شود.

³ False Status

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) + g(x)u + d \\ y &= c^T x + f_s \end{aligned} \quad (3)$$

که $x \in R^n$ بردار متغیرهای حالت قابل اندازه گیری با شرایط اولیه کراندار $x(0) = x_0$ و $u \in R^m$ ورودی کنترلی است. $y \in R$ خروجی سیستم بوده و $f(x) \in R^n$ تابع غیر خطی نامعین و $g(x) \in R^{n \times m}$ ماتریس ورودی معلوم، کراندار است. $d \in R^n$ بیانگر عدم قطعیت های پارامتریک و کراندار موجود در سیستم بوده که همزمان $d, \dot{d}, \ddot{d} \in L_\infty$ است. f_s بیانگر عیب تجمعی حسگر است. تابع غیر خطی در (3) را می توان با کاربرد شبکه عصبی دینامیکی به شکل زیر نوشت:

$$\dot{x} = Ax + W^T \sigma(V^T x) + \varepsilon + g(x)u + d \quad (4)$$

با استفاده از خاصیت تفریب عمومی شبکه های عصبی چند لایه، تابع $f(x) - Ax$ را می توان از روابط (3) و (4) بدست آورد:

$$f(x) - Ax(t) = W^T \sigma(V^T x) + \varepsilon(x) \quad (5)$$

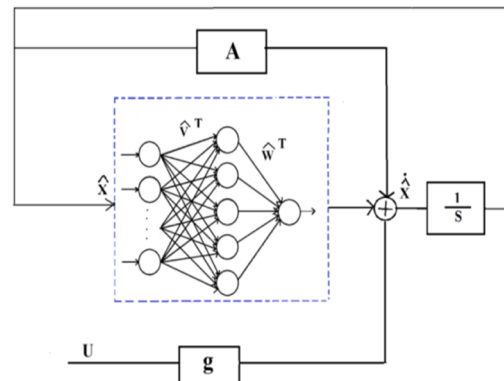
در رابطه (4) $A \in R^{n \times n}$ ماتریس هورویتز می باشد و در این مقاله برای انتخاب آن، روشی سیستماتیک با استفاده از روش شناسایی زیر فضا ارایه می شود. $W \in R^{n \times n}, V \in R^{n \times n}$ ماتریس های وزنی، کراندار و ثابت ایده ال هستند N بیانگر تعداد نورونهای لایه پنهان شبکه عصبی و n نیز تعداد متغیرهای حالت را بیان می کند. یعنی $\|W\| \leq W_0, \|V\| \leq V_0$. شبکه عصبی با تابع عضویت $\sigma(\bullet) \in R^n$ از نوع تانژانت هیپربولیک در این مقاله انتخاب می شود و $\varepsilon(x) \in R^n$ خطای مدل سازی بوده و مشتقات مرتبه اول و دوم آن نیز کراندار است:

$$\|\varepsilon(x)\| \leq \varepsilon_1, \|\dot{\varepsilon}(x, \dot{x})\| \leq \varepsilon_2, \|\ddot{\varepsilon}(x, \dot{x}, \ddot{x})\| \leq \varepsilon_3 \quad (6)$$

با توجه به اینکه شرط اولیه x_0 کراندار بوده و سیگنال کنترل کننده پیوسته زمانی متعاقبا برای تضمین کراندار بودن متغیر حالتها طراحی می شود. لذا تابع $f(x) - Ax$ به عنوان مجموعه فشرده تعریف شده و ویژگی تقریب عمومی شبکه های عصبی برقرار می گردد.

تعریف 2: شبکه عصبی دینامیکی با یک لایه پنهان برای تخمین حالت مقاوم سیستم رابطه (3) عبارتست از:

استاتیک دارای عنصر پس خورد نیستند و در زمینه شناسایی سیستم های غیرخطی و کنترل آنها با شبکه های استاتیکی گزارشهای متعددی ارایه شده است. عیب عمده شبکه استاتیک این است که در تنظیم وزن آنها از ساختار داده های محلی استفاده نمی شود و در تقریب تابع به داده های آموزشی حساس است [31]. اما در شبکه های عصبی دینامیکی به دلیل برخورداری از پس خورد در ساختار شان این عیب وجود ندارد. در عمل، عملکرد یک شبکه عصبی دینامیکی با وجود یک پس خورد، معادل عملکرد یک شبکه عصبی معمولی بزرگ است [32]. در شکل 4، یک شبکه عصبی دینامیکی نشان داده شده است. برای آموزش شبکه های عصبی الگوریتم پس انتشار خطا متداول ترین روش آموزش است و در شبکه های عصبی دینامیکی نیز برای آموزش از بسط یافته این روش جهت آموزش استفاده می گردد. جزئیات الگوریتم مذکور در [33] آورده شده است.



شکل 4- شبکه عصبی دینامیکی

در این مقاله، از شبکه عصبی دینامیکی جهت شناسایی کمپرسور و تولید سیگنال مانده استفاده می شود. برای ویژگی مقاوم از تکنیک مد لغزشی استفاده می گردد، لذا مزیت شبکه عصبی دینامیک مقاوم این است که نیازی به تنظیم مکرر وزنه های شبکه جهت حصول خاصیت مقاوم بودن شبکه در برابر عدم قطعیت ها نیست و ویژگی مهم پایداری شبکه مذکور با انتخاب تابع لیاپانوف متناسب قابل اثبات است [34].

تعریف 1: یک سیستم غیر خطی آفاین را به شکل زیر در نظر بگیرید:

که اگر در رابطه (10) داشته باشیم

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{x}(t) = 0 \quad (11)$$

در اینصورت رابطه (9) برقرار خواهد شد. لذا کافی است در ادامه رابطه (11) را اثبات نماییم. برای این منظور با استفاده از رابطه (8) داریم:

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{x}} &= \dot{x} - \dot{\hat{x}} \\ &= A\tilde{x} + W^T \sigma(V^T x) - \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T \hat{x}) + \end{aligned} \quad (12)$$

$$\varepsilon + d - \alpha \operatorname{sgn}(\tilde{x})$$

با اضافه و کم کردن جمله $W^T \sigma(\hat{V}^T \hat{x})$ خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{x}} &= A\tilde{x} + W^T \sigma(V^T x) - W^T \sigma(\hat{V}^T \hat{x}) + \\ & \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T \hat{x}) + \varepsilon + d - \alpha \operatorname{sgn}(\tilde{x}) \end{aligned} \quad (13)$$

که $\tilde{W} \triangleq W - \hat{W}$ بیانگر تفاضل ماتریس وزنهای واقعی و ایده ال در شبکه عصبی است. برای تسهیل محاسبات جمله $W^T \sigma(V^T x^*)$ به رابطه 13 اضافه و کم می گردد که $x^* \in R^n$ یک نمونه از حالت انتخابی است. بسط تیلور در مجاورت $\sigma(V^T x^*)$ عبارتست از:

$$\alpha(V^T x^*) = \alpha(\hat{V}^T \hat{x}^*) + \alpha'(\hat{V}^T \hat{x}^*) \tilde{V}^T x^* + L(\tilde{V}^T x^*)^2 \quad (14)$$

که

$$\sigma'(V^T x^*) \equiv d\sigma(\xi) / d(\xi) \Big|_{\xi = \hat{V}^T \hat{x}^*}$$

$$\tilde{V} \equiv V - \hat{V} \in R^{n \times n}$$

رابطه (13) را می توان به صورت زیر نوشت:

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{x}} &= A\tilde{x} + W^T \tilde{\sigma}_1 + W^T \tilde{\sigma}_2 + W^T \sigma(\hat{V}^T \hat{x}^*) \tilde{V}^T x^* + \\ & W^T L(\tilde{V}^T x^*)^2 + \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T \hat{x}) + \varepsilon + d - \alpha \operatorname{sgn}(\tilde{x}) \end{aligned} \quad (15)$$

که جملات $\tilde{\sigma}_1$ و $\tilde{\sigma}_2$ را می توان به صورت زیر تعریف کرد:

$$\tilde{\sigma}_1 = \sigma(V^T x) - \sigma(V^T x^*)$$

$$\tilde{\sigma}_2 = \sigma(\hat{V}^T \hat{x}^*) - \sigma(\hat{V}^T \hat{x})$$

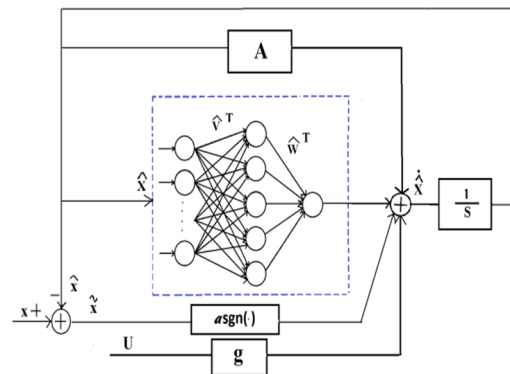
لذا رابطه (15) به صورت زیر قابل بیان است:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T \hat{x}) + g u + \alpha \operatorname{sgn}(\tilde{x}) \\ \hat{y} &= c^T \hat{x} \end{aligned} \quad (7)$$

که $\hat{x} \in R$ متغیرهای حالت شبکه عصبی دینامیکی است و تقریب ماتریس وزنها عبارتست از $\hat{W} \in R^{n \times n}$, $\hat{V} \in R^{n \times n}$ بهره کنترلی ثابت مثبت $\alpha \in R$ می باشد. $\tilde{x} \in R^n$ نیز به عنوان خطای حالت تخمین تعریف می شود.

$$\tilde{x} = x - \hat{x} \quad (8)$$

شکل 5 شبکه عصبی دینامیکی را با تکنیک مد لغزشی نشان می دهد.



شکل 5- شمای تخمین حالت مقاوم با شبکه عصبی دینامیکی

در اینجا یکی از نتایج اصلی مقاله در قالب طراحی یک مولد مانده جهت تشخیص مقاوم عیب حسگر به صورت قضیه زیر بیان می گردد.

قضیه 1: برای سیستم (3) و روبینگر (7)، اگر شرایط اولیه $x(0) = x_0$ و ورودی ناشناخته اغتشاش کراندار d باشد آنگاه داریم:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} r(t) = f_s \quad (9)$$

$t \rightarrow \infty$

که در آن $r = y - \hat{y}$ سیگنال مانده می باشد.

اثبات: با توجه به تعریف مانده r داریم:

$$\begin{aligned} r &= y - \hat{y} = c^T x + f_s - c^T \hat{x} \\ &= c^T (x - \hat{x}) + f_s = c^T \tilde{x} + f_s \end{aligned} \quad (10)$$

لذا برای انتخاب دقیق ماتریس مذکور، روش شناسایی مبتنی بر زیر فضا پیشنهاد می گردد. الگوریتم های شناسایی مبتنی بر زیر فضا در سالهای اخیر کاربردهایی در بحث کنترل پیدا کرده اند زیرا این روش می تواند مدل فضای حالت سیستم های MIMO را شناسایی کند [25] و [39]. مشکل اساسی در استفاده از این روش، فهم و پیاده سازی ریاضیات پیچیده آن است و بر خلاف روش های کلاسیک شناسایی همچون PEM، این روش یعنی روشهای عددی برای شناسایی سیستم n4sid، حالت‌های فیلتر کالمن سیستم دینامیکی را از داده های ورودی- خروجی با استفاده از روشهای جبر خطی همچون QR و SVD بدست می آورد [40-41]. در ایده شناسایی مبتنی بر زیر فضا، سیستم ارایه شده برای داده های ورودی-خروجی خطی علی و از مرتبه n بوده و بصورت مدل فضای حال قابل توصیف است.

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + w(k) \quad (20)$$

$$y(k) = Cx(k) + Du(k) + v(k)$$

که در آن $w \in \mathbb{R}^n$ و $v \in \mathbb{R}^1$ نویز سفید فرایندی است ورودی $u \in \mathbb{R}^m$ و خروجی $y \in \mathbb{R}^1$ نیز داده شده است. با توجه به سیستم خطی (20)، معادله جبری ورودی-خروجی در روش شناسایی زیر فضا منجر به رابطه (21) می شود.

$$Y = \Gamma_r X + H_r U + \Phi_r W + V \quad (21)$$

که $Y \in \mathbb{R}^{r \times N}$ ماتریس داده خروجی بوده و می تواند با استفاده از $N+r-1$ داده گذشته و جاری و توسط ماتریس هنکل تشکیل گردد:

$$Y = [Y_r(k), Y_r(k+1), \dots, Y_r(k+N-1)] \quad (22)$$

که در آن

$$Y_r(j) = [y^T(j); y^T(j+1), \dots, y^T(j+r-1)] \quad (23)$$

ماتریس $\Gamma_r \in \mathbb{R}^{r \times n}$ ماتریس روینگر بسط یافته می باشد و H_r $\in \mathbb{R}^{r \times m}$ ، $\Phi_r \in \mathbb{R}^{r \times m}$ ماتریس های پایین مثلثی شامل ماتریس های سیستم است:

$$\Gamma_r = [C^T (CA)^T, \dots, (CA^{r-1})^T]^T \quad (24)$$

در واقع اگر فضای ستونی ماتریس Γ_r معلوم باشد در این صورت ماتریسهای A, C را می توان به طور مستقیم با بهره گیری از شیفت معکوس فضای ستونی Γ_r بدست آورد. اگر \tilde{A} و \tilde{C} معلوم باشند B, D, x_0 می تواند با حل مساله رگرسیون خطی بدست آید.

$$\begin{aligned} \hat{x} &= A\tilde{x} + \tilde{W}^T \sigma'(\tilde{V}^T x^*) \tilde{V}^T x^* + \\ &\tilde{W}^T \sigma(\tilde{V}^T \hat{x}) + h - \alpha \operatorname{sgn}(\tilde{x}) \end{aligned} \quad (16)$$

که $h(x, x^*, \hat{x}, \tilde{W}, \tilde{V}, \varepsilon, d) \in \mathbb{R}^n$ به عنوان جمله اغتشاش عمل می کند.

$$\begin{aligned} h &= \tilde{W}^T \tilde{\sigma}_1 + \tilde{W}^T \tilde{\sigma}_2 + \tilde{W}^T \sigma'(\tilde{V}^T x^*) \tilde{V}^T x^* \\ &+ \tilde{W}^T L(\tilde{V}^T x^*)^2 + \varepsilon + d \end{aligned} \quad (17)$$

قانون به روز کردن وزنها برای DNN با استفاده از تحلیل پایداری به صورت زیر می باشد:

$$\dot{\tilde{W}} = \Gamma_1 \operatorname{proj}[\sigma(\tilde{V}^T \hat{x}) \tilde{x}^T], \quad (18)$$

$$\dot{\tilde{V}} = \Gamma_2 \operatorname{proj}[\tilde{x}^* \tilde{x}^T \tilde{W}^T \sigma'(\tilde{V}^T x^*)],$$

و $\Gamma_1 \in \mathbb{R}^{N \times N}$ و $\Gamma_2 \in \mathbb{R}^{n \times n}$ بهره های ثابت متقارن مثبت تطبیقی هستند. اپراتور پروجکشن $\operatorname{proj}(\cdot)$ نرم برای تضمین کراندار بودن وزنها تخمین ماتریس های $\tilde{W}(t)$ و $\tilde{V}(t)$ بکار می روند. با توجه به روابط (4)، (7)، (10) و (18) می توان ثابت کرد که جمله اغتشاش در رابطه (17) کراندار بوده و می توان نوشت:

$$\|h\| \leq \bar{h} \quad (19)$$

که \bar{h} مقدار ثابت معلومی دارد. حال مشابه روش به کار رفته در [33] و با انتخاب تابع لیاپانوف مناسب می توان نشان داد که اگر $\alpha > \bar{h}$ باشد در اینصورت

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{x}(t) = 0$$

$$t \rightarrow \infty$$

برقرار است و متعاقبا رابطه (9) برقرار می شود. برای اطلاع از جزئیات بیشتر به مرجع [33] مراجعه نمود.

4- روش شناسایی مبتنی بر زیر فضا

تا اینجا روش شناسایی با شبکه های عصبی دینامیکی مقاوم توضیح داده شد. همانطوریکه پیشتر اشاره شد ضعف اساسی در این روش عدم وجود قانون سیستماتیک برای تعیین ماتریس پایدار در شبکه های عصبی دینامیکی است در [25] و [39] انتخاب این ماتریس اختیاری است، بنابراین اگر ماتریس مذکور نتواند ویژگیها و دینامیک سیستم اصلی را با دقت بالا مدل کند در این صورت رابطه $f(x) - Ax$ در رابطه (5) ممکن است دینامیک پیچیده و غیر خطی داشته باشد

جبران نمود. در روش حسگر مجازی برای سیستم کنترل تحمل پذیر عیب بایستی زمان وقوع و اندازه عیب تشخیص داده شود و بر اساس آن، خروجی اندازه گیری شده همانند شکل 6 اصلاح گردد. در این شکل نمای شماتیک سیستم کنترل تحمل پذیر عیب به روش حسگر مجازی به همراه سیستم تشخیص عیب با ابزار شبکه عصبی دینامیکی و بلوک ارزیابی مانده به صورت یکجا نشان داده شده است. اما زمان رخداد واقعی عیب در سیستم کنترل حلقه بسته از زمان نشان داده شده جلوتر می باشد و لذا لازم است با اعمال اصلاحاتی، زمان نشان داده شده واقعی شود در این مقاله با تزریق عیب در اندازه های مختلف و در زمانهای متفاوت، تفاوت مذکور به صورت تجربی به دست می آید. برای محاسبه سریع مقدار عیب لازم است رابطه 26 بین اندازه عیب و اندازه بیشینه سیگنال مانده محاسبه شود. لذا باز با شبیه سازی سیستم برای مقادیر مختلف عیب، مقدار متناظر سیگنال مانده را بدست آورده و با برازش یک منحنی خطی، تابع f_R محاسبه می شود.

$$r = y - \hat{y} = f_R(\text{Max}f_s) \quad (26)$$

که متغیر $\text{Max}f_s$ بیانگر اندازه بیشینه عیب حسگر و تابع f_R بیانگر رابطه بین متغیر r و متغیر $\text{Max}f_s$ است. ذکر این نکته باز هم ضروری است که سیستم کنترل حلقه بسته ذاتا دارای خاصیت تحمل پذیری عیب است ولی جبران عیب توسط آن مستلزم زمان است و در تشخیص و تصحیح سریع سرج کمپرسور نمی تواند به کار رود. همچنین با توجه ره رابطه (9) مقدار مانده در حالت ماندگار دقیقا با مقدار عیب برابر است ولی باز به دلیل زمان بر بودن نمی توان از حالت ماندگار سیگنال مانده برای تعیین مقدار عیب حسگر استفاده کرد به دلایل مذکور از روش حسگر مجازی برای کنترل سریع عیب حسگر استفاده می گردد و از مقدار بیشینه سیگنال مانده برای شناسایی مقدار مانده بهره می گیریم.

6- نتایج شبیه سازی

در این بخش سرعت کمپرسور یعنی متغیر B به عنوان خروجی در نظر گرفته می شود و شبیه سازی ها برای آن انجام می شود. برای سایر خروجیها نیز این شبیه سازیها را می توان تکرار نمود. سیستم حلقه بسته با یک کنترل کننده ساده PI شبیه سازی می شود. ورودی سیستم، پله بوده زیرا

$$\arg \min_{B, D, x_0} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \|y(t) - \hat{C}(qI - \hat{A})^{-1} Bu(t) - Du(t) - \hat{C}(qI - \hat{A})^{-1} x_0 \delta(t)\| \quad (25)$$

که q اپراتور شیفت زمانی ماتریس واحد است برای مطالعه جزئیات بیشتر به [39-42] مراجعه شود.

5- ارزیابی مانده و سیستم کنترل تحمل پذیر عیب

هدف از ارزیابی مانده تعیین حسگر معیوب و شناسایی مشخصات عیب در آن است. در حالت کلی این مشخصات شامل زمان وقوع عیب، مقدار عیب، نوع عیب و در حالت کلی مشخصات استاتیکی و دینامیکی عیب است. سیستم کنترل حلقه بسته ذاتا دارای عملکردی مشابه با سیستم کنترل تحمل پذیر عیب است و لذا می تواند اثر عیوب با دامنه کم را جبران نماید و در مورد عیوب بزرگ نیز تا مدت زمان محدودی خاصیت تحمل پذیری را از خود نشان دهد. مطلب مذکور منجر به آن می شود که در بدست آوردن زمان دقیق وقوع عیب سیستم تشخیص عیب با مشکل مواجه شود و در واقع زمان رخداد عیب را کمی دیرتر از زمان واقعی وقوع عیب نشان دهد. برای بدست آوردن دامنه عیب لازم است که تابع تبدیل سیستم را از نقطه وقوع عیب تا سیگنال مانده بدست آوریم و بر اساس این تابع تبدیل مقدار بهره DC سیستم را محاسبه کنیم. این بهره DC بایستی در بلوک ارزیابی مانده مد نظر قرار گیرد. حسگرها اغلب دارای سرعت پاسخی بسیار سریعتر از خود سیستم هستند و لذا زمان گذرای کوتاهی دارند و در تحلیل و ارزیابی مانده برای عیوب حسگرها، معمولا حالت گذاری پاسخ حسگرها را در نظر نمی گیرند و در حالت مانا مشخصات عیب را بدست می آورند.

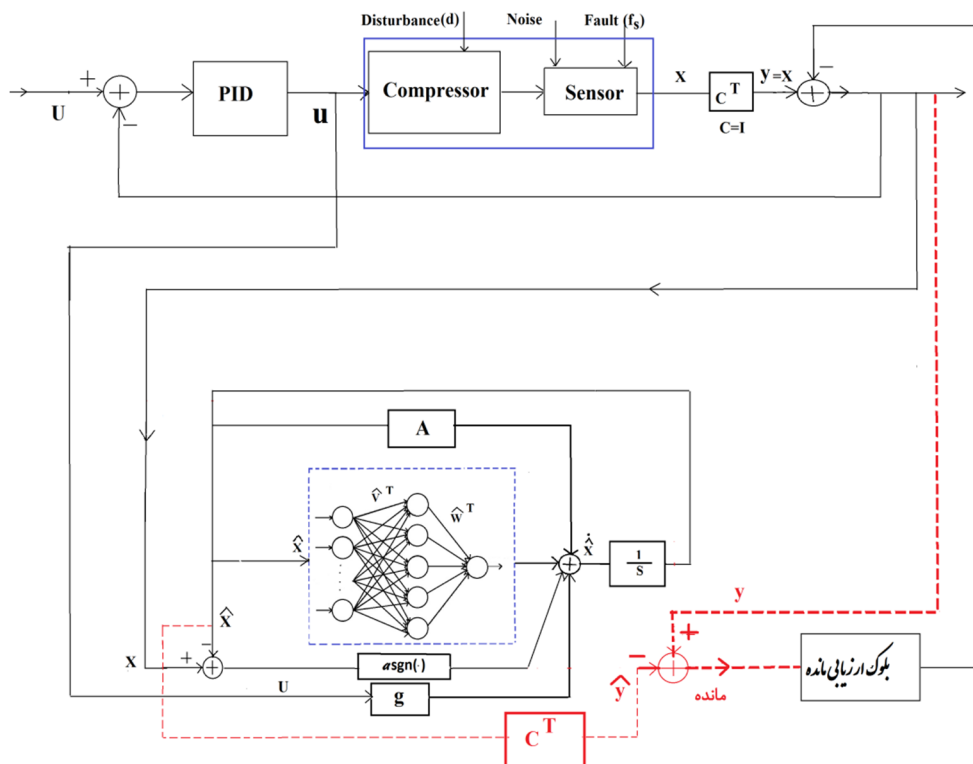
همانطوریکه پیشتر ذکر شد سیستم کنترل حلقه بسته ذاتا یک سیستم کنترل تحمل پذیر عیب است و می تواند عیب حسگر را جبران نماید اما چون جبران عیب در این روش زمان بر است لذا در تشخیص سریع نقطه سرج کمپرسور نمی توان کارایی لازم را داشته باشد و بایستی به محض تشخیص عیب در حسگرها با روش حسگرهای مجازی جبران شوند. نکته دیگر این است که بر اساس رابطه (9) مقدار عیب حسگر و مقدار سیگنال مانده بعد از سپری شدن زمان طولانی و در حالت مانا با هم برابر خواهند بود اما باز زمان در تحقیق ما مهم است و بایستی به محض وقوع عیب، آن را

لازم به ذکر است که ماتریس های بدست آمده منحصر بفرود نیستند. خروجی کمپرسور را با خروجی مدل خطی شده مستخرج از روش شناسایی مبتنی بر زیر فضا مقایسه می کنیم مشاهده می شود که بیش از 42٪ دو منحنی نشان داده شده در شکل 7 با هم دیگر سازگار هستند. توجه شود که سازگاری مذکور بالا در صورتی که سیستم اصلی در بازه شناسایی خیلی پیچیده باشد نمی تواند بدست آید لذا کارکرد شبکه عصبی شناسایی قسمت غیر خطی در رابطه $f(x)-Ax$ میباشد. برای آموزش شبکه عصبی دینامیکی پیشنهاد شده لازم است که داده های خام نرمالیزه گردد زیرا داده های بزرگتر باعث کم رنگ شدن اثر داده های کوچکتر میشود نرمالیزه کردن داده ها آموزشی با استفاده از رابطه 27 محدودده آنها را به بازه -1 تا $+1$ منتقل می نماید.

از نقطه نظر عملی نمی توان به کمپرسور سیگنال ورودی دیگری اعمال کرد. مساله مهم دیگر آن است که خروجی های کمپرسور دارای رابطه خطی با ورودی متغیر کنترلی برای مقادیر مختلف ورودی است و لذا کافیت برای یک ورودی کنترلی معلوم، سیستم را شناسایی کنیم. در رابطه (4) ماتریس هورویتز A و ماتریس B را برای تابع معلوم g ، با استفاده از روش شناسایی مبتنی بر زیر فضا بدست می آوریم در کد نوشته شده مرتبه سیستم را چهار فرض می کنیم و لذا ماتریس های A, B به ترتیب عبارتند از:

$$A = \begin{bmatrix} -0.0595 & 0.21 & 0.004 & -0.098 \\ -8 \times 10^{-6} & -2.7 \times 10^{-5} & -7 \times 10^{-4} & -9 \times 10^{-4} \\ 0.1 & -0.3 & -0.07 & 0.1 \\ 0.0059 & -10^{-2} & 0.002 & 9 \times 10^{-6} \end{bmatrix}$$

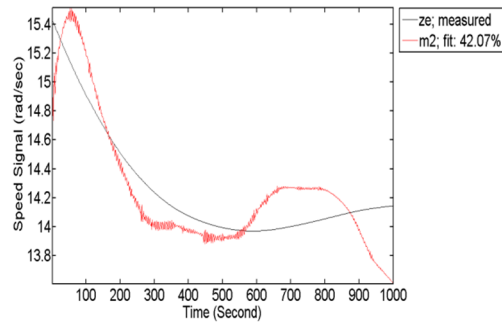
$$B = \begin{bmatrix} -7 \times 10^{-4} & -1.5 \times 10^{-7} & 1.8 \times 10^{-5} & 15 \times 10^{-7} \end{bmatrix}^T$$



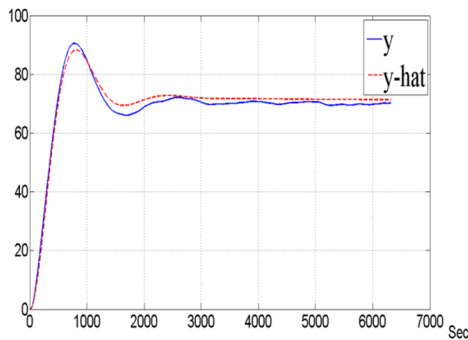
شکل 6- بلوک دیاگرام کلی سیستم کنترل تحمل پذیر عیب

بدست آوردن مقدار ضریب α در رابطه 7، مقدار نرم h را از رابطه 17 بدست آورده و براساس آن مقدار کراندار و معلوم \bar{h} بدست می‌آید مقدار α بایستی بزرگتر از مقدار h باشد [33] بعد از محاسبات مذکور ضریب α ، به مقدار 65، تعیین می‌گردد.

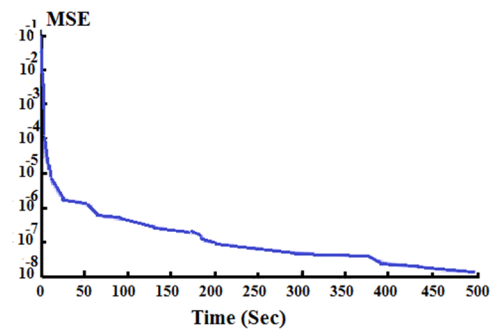
نکته 1: در شکل‌های 9 تا 16 محور عمودی بیانگر متغیر سرعت بوده و همانطوریکه پیشتر ذکر گردید فاقد بعد هستند



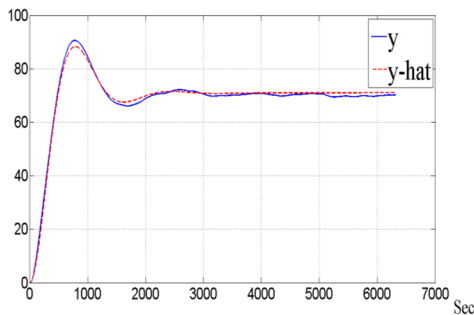
شکل 7- سازگاری خروجی سرعت واقعی و مدل خطی مستخرج از روش شناسایی



شکل 9- خروجی سرعت کمپرسور و شبکه عصبی دینامیکی



شکل 8- خطای میانگین مربعی



شکل 10- خروجی سرعت کمپرسور و خروجی تخمین زده شده مقاوم با شبکه عصبی دینامیکی

$$X_n = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (27)$$

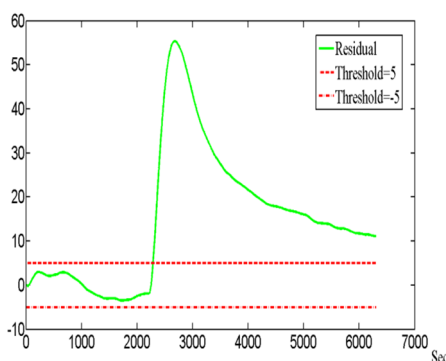
X_n بردار مقادیر نرمالیزه شده داده‌ها هستند و X_{\max} ، X_{\min} مقادیر بیشینه و کمینه داده‌های اصلی می‌باشند و X بردار داده‌های اصلی است. شبکه پیشنهادی دارای یک لایه پنهان با 8 نرون و تابع انتقال تانژانت هیپربولیک می‌باشد و مقدار 1.22×10^{-8} برای MSE بعد از 500 تکرار آموزش همانند شکل 8 بدست می‌آید.

شکل 9، سیگنال \hat{y} را به عنوان خروجی کمپرسور و خروجی شبکه عصبی دینامیکی بدون وجود مد لغزشی را در حالت بدون عیب در حسگر B را نشان می‌دهد و برای سیستم عدم قطعیتی در حد 7 درصد برای چگالی گاز در نظر می‌گیریم. واضح است که سیگنال مانده تولید شده برای تشخیص عیب نمی‌تواند فقط نماینگر عیب در حسگرها باشد و اثر عدم قطعیت‌های مذکور بایستی با مقاوم نمودن شبکه عصبی دینامیکی به حداقل برسد. در شکل 10 خروجی \hat{y} و y در شبکه عصبی دینامیکی مقاوم مشاهده می‌شود عنصر مد لغزشی اثر عدم قطعیت مذکور را به حداقل می‌رساند. برای

حال با اعمال عیب تجمعی از نوع ناگهانی پله ای در لحظه 2100، قصد داریم که سیگنال مانده تولید نمایم. نکته مهم در شکل 11 و 12 این است که لحظه 2230 نشان داده شده برای وقوع عیب حسگر است در حالیکه در عمل در لحظه 2100 تزریق شده است که قبلا در مورد این اختلاف توضیحاتی ارائه شد با تکرار این روند و محاسبه اختلاف‌های زمانی می‌توان در رابطه 28، ضریب تصحیح زمانی β را می‌توان به صورت تجربی محاسبه کرد.

اگر $|r| \leq 5$ در اینصورت حسگر سالم است.
اگر $|r| \geq 5$ در اینصورت حسگر معیوب است.

انتخاب مقادیر آستانه بایستی با در نظر گرفتن دو شاخص مهم آلامر کاذب و آلامر از دست رفته یا گم شده صورت گیرد اگر مقدار آستانه کوچک انتخاب شود دقت سیستم تشخیص عیب بالا می رود ولی به تبع آن احتمال رخداد آلامرهای کاذب افزایش می یابد همچنین بر عکس اگر این مقادیر بزرگتر انتخاب شوند برای عیوب کوچکتر از حد آستانه، سیستم تشخیص عیب توانایی شناسایی آنها را نخواهد داشت و در واقع آلامر گم شده خواهیم داشت. لذا ضروری است بین این دو شاخص مصالحه ای صورت بگیرد. در شکل 13، سیگنال های مانده با وجود حدود آستانه نشان داده شده است.

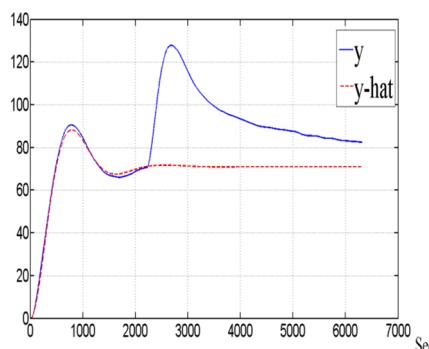


شکل 13- سیگنال مانده و حدود آستانه

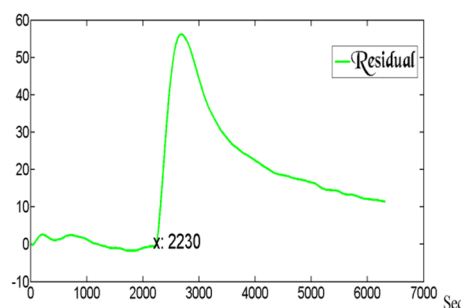
در سناریوی دیگر عیب از نوع ضربی با بهره صفر می باشد. بهره صفر معادل قطعی حسگر است. در شکل 14، در لحظه 3600 قطعی حسگر منجر به حرکت خروجی به مقدار صفر می شود.
با تزریق عیب در چند زمان مختلف و با اندازه های متفاوت رابطه f_R در رابطه (29) با برازش منحنی به صورت زیر بدست می آید:

$$r = 4.1 \times \text{Max}(f_s) - 5.5 \quad (29)$$

لذا در شکل 6، بلوک ارزیابی مانده دارای روابط دامنه و زمانی 28 و 29 برای مقدار مانده خواهد بود. خروجی بلوک ارزیابی مانده که در واقع بیانگر مقدار دامنه واقعی عیب و



شکل 11- خروجی سرعت کمپرسور و خروجی تخمین زده شده مقاوم با شبکه عصبی دینامیکی و عیب تجمعی



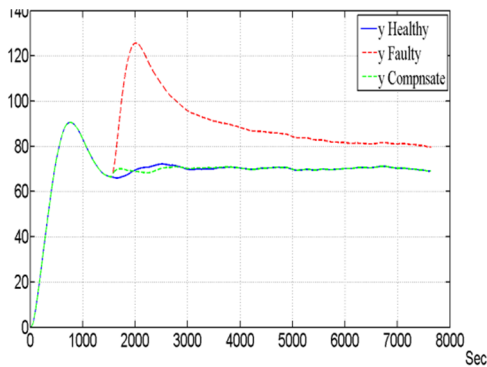
شکل 12- سیگنال مانده با عیب تجمعی

نکته مهم در شکل 11 و 12 این است که لحظه 2230 نشان داده شده برای وقوع عیب حسگر است در حالیکه در عمل در لحظه 2100 تزریق شده است که قبلا در مورد این اختلاف توضیحاتی ارائه شد با تکرار این روند و محاسبه اختلاف های زمانی می توان در رابطه 28، ضریب تصحیح زمانی β را می توان به صورت تجربی محاسبه کرد.

$$t_{act} = \beta \cdot t_{ind} \quad (28)$$

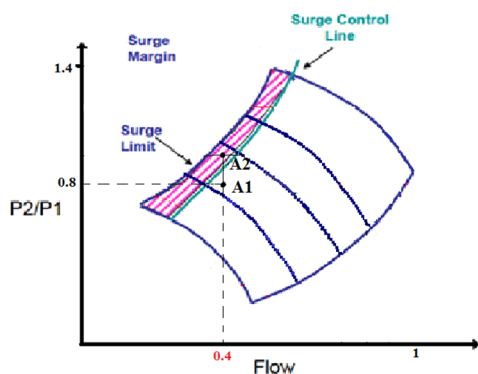
که t_{act} , t_{ind} به ترتیب بیانگر زمانهای نشان داده شده و واقعی است ضریب β با روش تجربی هم برابر است با 0.94 در زمان قبل از لحظه 2100 یعنی قبل از وقوع عیب در حسگر، اساسا مقدار مانده بایستی صفر باشد ولی شاهد وجود تغییرات اندک هستیم. این تغییرات می تواند به یکی از دو دلایل زیر یا هر دو آنها رخ دهد:

- 1) عدم حذف کامل نویز حسگر توسط نویز گیر
 - 2) عدم عملکرد درست صدر در صدی عنصر مقاوم مد لغزشی در برابر عدم قطعیت ها
- برای جبران تغییرات مذکور، برای تشخیص عیب یک بازه آستانه به صورت زیر معرفی میشود:



شکل 16- خروجی سرعت سالم، معیوب و جبران شده حسگر

می شود. نقطه A1 در ناحیه مجاز کاری کمپرسور قرار دارد ولی نقطه A2 برخلاف آن در ناحیه سرج یا همان غیر مجاز قرار دارد و سیستم کنترل سرج کمپرسور عکس العمل نشان داده و نقطه A2 در اثر عمل سیستم کنترلی مذکور به سمت راست منحنی سوق داده می شود و به ظاهر نقطه کاری A2 از ناحیه سرج خارج می شود ولی در عمل آنچه اتفاق می افتد این است که نقطه کاری واقعی A1 از خط سرج که همان خط بازده بیشینه است دورتر می گردد و کمپرسور با بازده کمینه کار می کند.

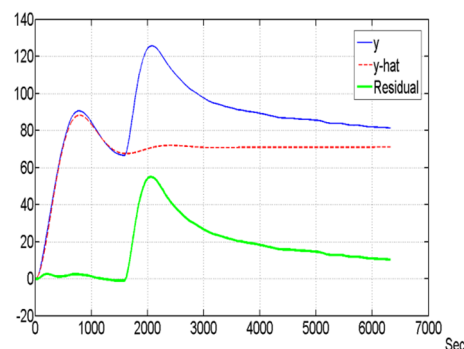


شکل 17- نقش سیستم تحمل پذیر عیب در تصحیح نقطه کار کمپرسور

8- نتیجه گیری

در این مقاله، برای تشخیص دقیق نقطه سرج کمپرسور، از سیستم کنترل تحمل پذیر عیب مبتنی بر حسگر مجازی استفاده می شود. با استفاده از این سیستم عیب حسگرهای

زمان واقعی رخداد آن است از خروجی حسگر کم می شود و نتیجه آن به سیستم کنترلی پس خورانده می شود. در لحظه 1500 عیبی به اندازه 15 به حسگر تزریق می شود و در شکل 15 سیگنالهای y , \hat{y} , r نشان داده شده است 33 عیب نشان داده 1617 بوده در حالیکه بر اساس رابطه 33 زمان واقعی رخداد عیب 1519 بدست می آید. مقدار حداکثر مانده در شکل 15 برابر است با 54/9 بر اساس رابطه 30 مقدار واقعی عیب برابر با 14/73 در نهایت خروجی بلوک ارزیابی مانده بیانگر رخداد عیبی به اندازه 14/73 در لحظه 1519 است. با استفاده از این مقادیر خروجی حسگر تصحیح می شود و به اصطلاح از حسگر مجازی برای جبران عیب استفاده می گردد. در شکل 15 خط آبی خروجی حسگر معیوب و بدون سیستم کنترل تحمل پذیر عیب و خط قرمز خروجی سالم و بدون عیب و خط سبز خروجی سیستم را با وجود سیستم کنترل تحمل پذیر عیب نشان می دهد. مقایسه دو شکل موج خروجی سالم و خروجی معیوب جبران شده توسط سیستم کنترل تحمل پذیر عیب نشان از عملکرد بسیار مطلوب آن در جبران عیب دارد.



شکل 15- سیگنال مانده، خروجی سرعت کمپرسور و خروجی تخمین زده شده مقاوم با شبکه عصبی دینامیکی با وجود عیب در حسگر

تأثیر سیستم تشخیص عیب در تعیین دقیق نقطه کار کمپرسور بر روی منحنی عملکردی کمپرسور به صورت عملی در شکل 17 نشان داده شده است. نقطه A1 را نقطه کار واقعی در نظر بگیرید اما به دلیل رخداد عیب تجمعی در لحظه 1500 همانند شکل 12، نقطه کار کمپرسور به غلط نقطه A2 در سیستم کنترل و مانیتورینگ نشان داده

- [10] L Jiang (2012) Sensor fault detection and isolation using system dynamics identification techniques. Ph.D., dissertation, The University of Michigan.
- [11] P. Pike, K. Pennycook, "Commissioning of beams a code of practice", Technical report, BSRIA, 1992.
- [12] R.J. Patton, P.M. Frank, R.N. Clark, "Issues in Fault Diagnosis for Dynamic Systems", Springer, 2000.
- [13] A. Qayyum Khan, "Observer-Based Fault Detection in Nonlinear Systems", Ph.D., Thesis. University of Duisburg-Essen, 2010.
- [14] B.R. Bakshi, G. Stephanopoulos, "Wave-net: a multi resolution, hierarchical neural network with localized learning", American Institute of Chemical Engineers Journal, Vol. 39, No. 1, 57-81. 1993.
- [15] T.H. Guo, J. Nurre, "Sensor failure detection and recovery by neural networks", In IJCNN-91-Seattle, International Joint Conference on Neural Networks, 221-226, Seattle, WA, USA. IEEE, 1991.
- [16] R. Perla, S. Mukhopadhyay, A. Samanta, "Sensor fault detection and isolation using artificial neural networks", In TENCON 2004. 2004 IEEE Region 10 Conference, volume Vol. 4, pages 676-679, Chiang Mai, Thailand, 2004.
- [17] P. Frank, "Fault diagnosis in dynamic systems via state estimation - a survey, System Fault Diagnostics, Reliability, and Related Knowledge-Based Approaches", Automatica, 1990, pp 459-474.
- [18] D. Pham, X. Liu, "Dynamic system identification using partially recurrent neural networks", J. Syst. Eng., vol. 2, no. 2, 90-97, 1992.
- [19] M. Gupta, L. N. Jin, N. Homma, "Static and dynamic neural networks: from fundamentals to advanced theory", Wiley-IEEE Press, 2003.
- [20] K. Funahashi, Y. Nakamura, "Approximation of dynamic systems by continuous-time recurrent neural networks", Neural Networks, vol. 6, 801-806, 1993.
- [21] M. Polycarpou, P. Ioannou, "Identification and control of nonlinear systems using neural network models: Design and stability analysis", Systems Report 91-09-01, University of Southern California, 1991.
- [22] Y. Wen, A. Poznyak, L. Xiaou, "Multilayer dynamic neural networks for non-linear system on-line identification", INT. J. CONTROL, Vol. 74, No. 18, 1858-1864, 2001.
- [23] A.S. Poznyak, Y. Wen, T.I. Poznyak, K. Najim, "Simultaneous States and Parameters Estimation of an Ozonation Reactor Based on Dynamic Neural Network", Differential Equations and Dynamical Systems, Vol. 12, January & April 2004, pp. 195-221, 2004.
- کمپرسور را می توان جبران نمود. شکل 17 خروجی حسگر را در سه حالت سالم، معیوب و معیوب اصلاح شده با سیستم کنترل تحمل پذیر عیب نشان می دهد. نتیجه شبیه سازی های صورت گرفته در شکل مذکور حاکی از عملکرد مطلوب سیستم تحمل پذیر عیب در جبران عیب حسگرها است. در این مقاله روش افزونگی تحلیلی برای تشخیص عیب در حسگر های کمپرسور پیشنهاد گردید و از شبکه های عصبی دینامیکی مبتنی بر شناسایی مقاوم برای تولید سیگنال مانده استفاده شد برای تعیین ماتریس اولیه هورویتز در شبکه های مذکور، روش شناسایی مبتنی بر زیر فضا پیشنهاد شد. اهمیت این سیستم در تعیین دقیق محل نقطه در شکل 17 به وضوح نشان داده می شود که بدون وجود سیستم تشخیص عیب و سیستم کنترل تحمل پذیر عیب یک نقطه کاری مجاز به عنوان نقطه سرج تشخیص داده شود و یا بر عکس نقطه سرج را نقطه مجاز کاری شناخته شود.

مراجع

- [1] Pezeshkian M, Khosrowjerdi MJ (2010) A Fault Estimation-based approach to active fault tolerant controller design. J of Control 3(4): 37-45.
- [2] HP Bloch (2006) Application guide to compressor technology. 2nd Edition, Wiley Publication.
- [3] HP Bloch (2006) Compressors and modern applications. 2nd Edition Wiley Publication: 115-127
- [4] JV Helvoirt (2007) Centrifugal compressor surge, modeling and identification for control. Ph.D. thesis, Eindhoven University of Technology.
- [5] G Betta, A Pietrosanto (2000) Instrument fault detection and isolation: state of the art and new research trends. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 49(1): 100-7.
- [6] C Crowe (1996) Data reconciliation progress and challenges. Journal of Process Control 6(2-3), 89-98.
- [7] S Qin, W Li (2001) Detection and identification of faulty sensors in dynamic processes. AIChE Journal 47(7): 1581-1593.
- [8] B Reddy (2011) Compressors used in oil & gas industry. Tech Rep, Dresser-Rand Inc.
- [9] J Gatewood (2012) Future compressor station technologies and applications. Gas Electric Partnership Conference, Southwest Research Institute.

- [35] A. Barron, "Universal approximation bounds for superpositions of a sigmoidal function", *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 39, no. 3, pp. 930–945, 1993.
- [36] G. Cybenko, "Approximation by superpositions of a sigmoidal function", *Math. Control Signals Syst.*, vol. 2, 303–314, 1998.
- [37] F.L. Lewis, R. Selmic, J. "Campos, Neuro-Fuzzy Control of Industrial Systems with Actuator Nonlinearities", Philadelphia, PA, USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2002.
- [38] H.A. Talebi, "Neural Network-Based State Estimation of Nonlinear Systems", *Lecture Notes in Control and Information Sciences 395*, Springer Science + Business Media, LLC, 2010.
- [39] P. Van Overschee, P., B. De Moor, "N4sid: subspace algorithms for the identification of combined deterministic-stochastic systems", *Automatica*, 30(1):75-93, 1994.
- [40] A.S. Naik, "Subspace based data-driven designs of fault detection systems", Ph.D. Dissertation. University Duisburg-Essen, 2010.
- [41] P. Trnka, "Subspace Identification Methods, Technical Report", Czech Technical University in Prague, 2005.
- [42] M. Verhaegen, P. Dewilde, "Subspace model identification, part 1: The output-error state-space model identification class of algorithms", *International Journal of Control*, 56(5):1187-1210, 1992.
- [43] C. P. Tan, and M. K. Habib, "A robust sensor fault tolerant control scheme implemented on a flexible joint," *Proceedings of the 2004 IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechatronics*, Singapore, pp. 370-375, 2004.
- [44] C. Edwards, and C. P. Tan, "Sensor fault tolerant control using sliding mode observers," *Control Engineering Practice*, Vol. 14, pp. 897-908, 2006.
- [24] A. García, A. Poznyak, I. Chairez, T. Poznyak, "Projectional Differential Neural Network Observer with Stable Adaptation Weights", *Proceedings of the 47th IEEE Conference on Decision and Control Cancun, Mexico*, Dec. 9-11, 2008.
- [25] B. Garcia, A. Poznyak, I. Chairez, T. Poznyak, "Projectional dynamic neural network observer", In *proceedings 3rd IFAC symposium on system, structure and control*. Brazil, 2007.
- [26] S.M. Mirak, "Neural network-based fault diagnosis of satellites formation flight", M.Sc. thesis, Concordia University, 2013.
- [27] L. Li, K. Khorasani, "A Dynamic Recurrent Neural Network Fault Diagnosis and Isolation Architecture for Satellites Actuator/Thruster Failures", *Proceedings of second International Symposium on Neural Networks*, Chongqing, China, 574-583, 2005.
- [28] E.M. Greitzer, "Surge and Rotating Stall in Axial Flow Compressors: Part I—Theoretical Compression System Model". *ASME J. Engineering for Power*, 98, 190–198, 1997.
- [29] E.M. Greitzer, "Surge and Rotating Stall in Axial Flow Compressors: Part II—Experimental Results and Comparison with Theory". *ASME J. Engineering for Power*, 98, 199–217, 1997.
- [30] J.T. Gravdahl, O. Egeland, "Compressor Surge and Rotating Stall: Modeling and Control" Springer, 1999.
- [31] K.J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski, P.J. Gawthrop, "Neural Networks for Control Systems-A Survey", *Automatica*, vol. 28, 1083-1112, 1992.
- [32] D.R. Hush, B.G. Horne, "Progress in supervised neural networks", *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 10, no. 1., 8–39, 1993.
- [33] S.S. Tayarani-Bathaie, Z.N. Sadough Vanini, K. Khorasani, "Dynamic neural network-based fault diagnosis of gas turbine engines", *Neurocomputing*, Elsevier, 2013.
- [34] H.A. Dinh, "Dynamic neural network-based robust control methods for uncertain nonlinear systems", Ph.D. dissertation, University of Florida, 2012.