

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی برق و رباتیک

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی کنترل

کنترل عصبی سرعت توربین گازی

نگارنده : حسین کلماتی

استاد راهنما:

دکتر علی اکبرزاده کلات

شهریور ۹۸

تقدیم به:

تقدیم به پدر، مادر و همسر عزیزم
و به تمام آزاد مردانی که نیک می اندیشند و عقل و منطق را پیشه خود نموده و جز رضای الهی و
پیشرفت و سعادت جامعه، هدفی ندارند.
دانشمندان، بزرگان، و جوانمردانی که جان و مال خود را در حفظ و اعتلای این مرز و بوم فدا نموده و
می نمایند.

تشکر و قدردانی:

از استاد بزرگوارم جناب آقای دکتر علی اکبرزاده کلات که در طی تحصیل و انجام این پایان نامه زحمات فراوانی را بدون کوچکترین انتظاری برای بنده کشیده و با صبر فراوان من را در انجام اهداف پایان نامه یاری کردند، کمال تشکر را دارم. از اساتید محترمی که دعوت داوری این پایان نامه را پذیرفتند نیز بسیار سپاس گذارم.

تعهدنامه

اینجانب **حسین کلماتی** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته **مهندسی برق کنترل** دانشکده برق دانشگاه **صنعتی شاهرود** نویسنده پایان نامه کنترل عصبی سرعت توربین گازی تحت راهنمایی **دکتر علی اکبرزاده کلات** متعهد می شوم..

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است

تاریخ ۹۸/۱۲/۴

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

در این پایان نامه یک مدل توربین گازی تک محوره شبیه سازی شده سپس یک کنترل کننده عصبی تطبیقی مبتنی بر رؤیتگر، برای کنترل سرعت دورانی آن ارائه شده است. ساختار این کنترل کننده به طور کامل توضیح داده شده و هدف کنترلی، طراحی سیستمی است تا سرعت توربین گازی بتواند ورودی مطلوب را ردیابی کند. از آن جا که متغیرهای حالت همگی در دسترس نیستند بردار حالت سیستم توسط رؤیتگر تخمین زده شده و برای تنظیم پارامترهای کنترل کننده و تخمین دینامیک های غیر خطی توربین گاز، از دو شبکه عصبی RBF استفاده شده است. تمامی پارامترهای توربین گازی از جمله دمای ورودی، دمای خروجی، فشار ورودی، فشار خروجی، سرعت شفت، شرایط احتراق و ... می بایست در محدوده مجاز خود قرار داشته باشند، لذا کنترل کننده بر اساس ملزومات توربین گازی و محدودیت های آن و اهداف کنترلی خاصی تنظیم شده است. در نهایت عملکرد این کنترل کننده، برای کنترل سرعت دورانی توربین بررسی شده و نتایج نشان داد که این کنترل کننده، می تواند تغییر در ورودی را با دقت و سرعت بسیار مطلوبی دنبال کند.

کلمات کلیدی: توربین گازی، کنترل عصبی تطبیقی، کنترل سرعت توربین، شبکه عصبی

فهرست مطالب

۱	فصل اول: مقدمه و پیشینه تحقیق.....
۲	۱-۱ مقدمه.....
۳	۱-۲ عملکرد توربین گاز.....
۵	۱-۳ طبقه بندی توربین های گازی.....
۵	۱-۴ آشنایی با مدل های توربین گازی.....
۶	۱-۴-۱ نوع توربین گاز.....
۶	۲-۴-۱ ساختار توربین گازی.....
۷	۳-۴-۱ روش های مدل سازی توربین گازی.....
۸	۴-۴-۱ نوع سیستم کنترلی توربین گازی و پیکربندی آن.....
۸	۵-۴-۱ اهداف مدل سازی.....
۱۰	۱-۵ پیشینه تحقیق.....
۱۸	۱-۶ ساختار پایان نامه.....
۱۹	۲ فصل دوم: معادلات حاکم بر توربین گازی.....
۲۰	۲-۱ مقدمه.....
۲۰	۲-۲ مدل های توربین گازی.....
۲۰	۲-۲-۱ مدل فیزیکی.....
۲۱	۲-۲-۲ مدل توربین گازی روئن.....
۲۵	۳-۲-۲ مدل IEEE برای توربین گازی.....
۳۲	۴-۲-۲ شبیه سازی و تحلیل سیستم.....
۳۹	۵-۲-۲ تاثیر ورودی های اغتشاش.....

۴۱۲-۲-۶ خطی سازی سیستم توربین گاز
۴۳ فصل سوم : شبکه های عصبی
۴۴۳-۱ مقدمه
۴۴۳-۲ شبکه عصبی
۴۵۳-۳ مدل نورون مصنوعی
۴۶۳-۴ فرآیند ساخت مدل شبکه عصبی
۴۷۳-۴-۱ ساختارهای شبکه
۴۹۳-۴-۲ آموزش و اعتبار سنجی شبکه
۵۰۳-۴-۳ تعداد لایه های میانی و نورون ها
۵۲۳-۵ کاربرد شبکه عصبی در سیستم های صنعتی
۵۳۳-۶ شبکه عصبی بر مبنای توابع شعاعی
۵۳۳-۶-۱ معرفی شبکه عصبی بر مبنای توابع شعاعی
۵۵۳-۷ تابع مبتنی بر شعاع گاوسی
۵۷۳-۸ طراحی شبکه عصبی گوسی و الگوریتم آموزش آن
۵۸۳-۸-۱ آموزش با نظارت پارامترهای شبکه عصبی گاوسی
۵۹۳-۸-۲ آموزش بدون نظارت مراکز دسته با الگوریتم خوشه بندی k-means
۶۱ فصل چهارم : طراحی کنترل کننده عصبی برای سرعت توربین گازی
۶۲۴-۱ مقدمه
۶۲۴-۲ سیستم توربین گازی
۶۳۴-۳ کنترل کننده عصبی تطبیقی مبتنی بر رؤیتگر
۶۳۴-۳-۱ فرمول بندی مسأله
۶۵۴-۳-۲ طراحی رؤیتگر
۶۷۴-۳-۳ شبکه عصبی RBF

۷۰ ۴-۳-۴ دینامیک داخلی توربین گاز و بررسی پایداری آن
۷۱ ۴-۳-۵ اغتشاش
۷۴ ۴-۳-۶ شبیه سازی و نتایج
۷۹ ۵ فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهاد
۸۰ ۵-۱ نتیجه گیری
۸۰ ۵-۲ پیشنهادات

فهرست اشکال

- شکل ۱-۱ بلوک دیاگرام یک توربین گازی تک محوره. ۴
- شکل ۱-۲ چرخه برایتون در نمودارهای فشار-حجم و دما-آنترپی. ۴
- شکل ۱-۳. یک موتور توربوجت *single-spool* [10]. ۶
- شکل ۱-۴. یک موتور توربین گازی دو محوره نوعی []. ۷
- شکل ۱-۵ مقایسه‌ای از پاسخ توربین گازی نیروگاهی با *PID* متعارف و شبکه عصبی []. ۱۷
- شکل ۲-۱ مدل توربین گازی روئن []. ۲۲
- شکل ۲-۲ سرعت چرخشی (n) توربین گاز به وردی پله بدون حضور اغتشاش. ۳۴
- شکل ۲-۳ تغییرات دمای قسمت های مختلف توربین گاز به ورودی پله بدون حضور اغتشاش. ۳۴
- شکل ۲-۴ تغییرات فشار ورودی توربین (P_3) به ورودی پله بدون حضور اغتشاش. ۳۵
- شکل ۲-۵ تغییرات دبی سوخت توربین و کمپرسور به ورودی پله بدون حضور اغتشاش. ۳۵
- شکل ۲-۶ تغییرات سرعت چرخشی به ورودی شیب. ۳۵
- شکل ۲-۷ تغییرات فشار ورودی کمپرسور به ورودی شیب. ۳۶
- شکل ۲-۸ تغییرات دمای قسمت های مختلف توربین و کمپرسور به ورودی شیب. ۳۶
- شکل ۲-۹ تغییرات دبی سوخت توربین و کمپرسور به ورودی شیب. ۳۷
- شکل ۲-۱۰ تغییرات سرعت چرخشی (N) به ورودی سینوسی. ۳۸
- شکل ۲-۱۱ تغییرات فشار ورودی توربین (P_3) به ورودی سینوسی. ۳۸
- شکل ۲-۱۲ تغییرات دمای قسمت های مختلف توربین و کمپرسور به ورودی سینوسی. ۳۹
- شکل ۲-۱۳ تغییرات دبی سوخت توربین و دبی سوخت کمپرسور به ورودی سینوسی. ۳۹
- شکل ۲-۱۴ پاسخ سرعت توربین گازی (N) پس از اعمال اغتشاش. ۴۰
- شکل ۲-۱۵ پاسخ سرعت توربین گازی (N) پس از اعمال اغتشاش. ۴۰
- شکل ۲-۱۶ پاسخ سرعت توربین گازی (N) پس از اعمال اغتشاش. ۴۱
- شکل ۳-۱ یک ساختار ساده برای شبکه عصبی با لایه‌های ورودی، میانی و خروجی. ۴۵
- شکل ۳-۲ ساختار نورون تک ورودی. ۴۵
- شکل ۳-۳ ساختار نورون چند ورودی. ۴۷
- شکل ۳-۴ شکل ماتریسی از ساختار نورون چند ورودی []. ۴۷
- شکل ۳-۵ شبکه عصبی پیشرو سه لایه []. ۴۹
- شکل ۳-۶ شبکه *NARX* با یک شبکه پیشرو دو لایه. ۴۹
- شکل ۳-۷ شبکه عصبی *RBF* [101]. ۵۳
- شکل ۳-۸ کلاس بندی بر اساس شبکه عصبی *RBF* [101]. ۵۴
- شکل ۳-۹ جزئیات شبکه عصبی *RBF* [101]. ۵۵
- شکل ۳-۱۰ تابع گوسی با مقادیر مختلف σ [101]. ۵۶

- شکل ۱۱-۳ ساختار شبکه عصبی با توابع تحریک گاوسی [101]..... ۵۷
- شکل ۱-۴ دیاگرام حلقه بسته سیستم کنترلی برای موتور توربین گازی..... ۶۳
- شکل ۲-۴ ساختار شبکه عصبی RBF [100]..... ۶۸
- شکل ۳-۴ نمودار بلوکی حلقه بسته برای طراحی کنترل کننده [100]..... ۷۰
- شکل ۴-۴. اغتشاش سینوسی گشتاور بار (M_{load})..... ۷۲
- شکل ۵-۴ پاسخ پله سیستم حلقه باز در حضور اغتشاش..... ۷۳
- شکل ۶-۴ تغییرات دمای سیستم حلقه باز در حضور اغتشاش..... ۷۳
- شکل ۷-۴ تغییرات دبی سوخت توربین و کمپرسور برای سیستم حلقه باز در حضور اغتشاش..... ۷۳
- شکل ۸-۴ تغییرات فشار ورودی توربین برای سیستم حلقه باز در حضور اغتشاش..... ۷۴
- شکل ۹-۴ ردگیری ورودی شیب و پله در حضور اغتشاش..... ۷۴
- شکل ۱۰-۴ خطای ردگیری..... ۷۵
- شکل ۱۱-۴ تلاش کنترلی برای ردگیری..... ۷۵
- شکل ۱۲-۴ تغییرات دبی سوخت توربین و کمپرسور در اثر ردگیری..... ۷۵
- شکل ۱۳-۴ تغییرات دمای قسمت های مختلف توربین در اثر ردگیری..... ۷۶
- شکل ۱۴-۴ تنظیم پارامترهای f ۷۶
- شکل ۱۵-۴ تنظیم پارامترهای g ۷۶
- شکل ۱۶-۴ ردگیری کنترل کننده های PID ، خطی ساز فیدبک و مدل پیش بین به ورودی مطلوب [78]..... ۷۷
- شکل ۱۷-۴ نمایی نزدیک از ردگیری کنترل کننده های PID ، خطی ساز فیدبک و مدل پیش بین به ورودی مطلوب [78]..... ۷۸

فهرست جداول

جدول ۲-۱ تعریف پارامترها در روابط ۱-۲ تا ۳-۲.....	۲۸
جدول ۲-۲ ضرایب ثابت در مدل سازی یک مدل توربین گازی نمونه.....	۳۲
جدول ۲-۳ تمامی توابع تبدیل خطی بین ورودی و خروجی های سیستم توربین گازی.....	۴۲

۱ فصل اول: مقدمه و پیشینه تحقیق

۱-۱ مقدمه

توربین های گازی موارد کاربرد متعددی دارند که مهمترین کاربرد آن ها در رانش انواع هواپیماها است، هرچند که در صنایع هم از توربین های گازی برای راه اندازی وسایل مکانیکی مانند پمپ ها، کمپرسورها و مولدهای کوچک برق، و ... استفاده می شود. همچنین در نیروگاه های سیکل ترکیبی از توربین های گازی به طور فزاینده ای استفاده می شود. این نیروگاه ها از ترکیب توربین های بخار و گاز ساخته می شوند و بسته به نوع توربین ها، دیگ های بازیافت گرما، و دستگاه های بازیابی، انواع متعددی دارند. توربین های گازی که در نیروگاه ها و صنایع مورد استفاده قرار می گیرند مزایای زیادی دارند. نیروگاه توربین گازی، در مقایسه با نیروگاه بخار کوچک تر و هزینه اولیه آن برای تولید هر واحد توان از هزینه مربوط به نیروگاه بخار کمتر است. توربین گازی را می توان راحت راه اندازی کرد و مورد استفاده قرار داد. راه اندازی نیروگاه های توربین گازی سریع و غالباً از طریق کنترل از دور است. با استفاده از توربین گازی، علاوه بر تولید برق می توان برخی نیازهای جانبی را نیز مانند تولید هوای فشرده تأمین کرد. انواع سوخت های مایع و گازی از جمله انواع سوخت های جدید مانند گازها با ارزش گرمایی پایین را می توان در توربین های گازی به کار برد. توربین های گازی در مقایسه با سایر ادوات تولید، محدودیت های زیست محیطی کمتری دارند. با به کارگیری توربین های گازی در سیکل های ترکیبی می توان مشکل پایین بودن بازده را برطرف کرد و در نتیجه آن را به عنوان نیروگاه تأمین بار به کار گرفت، در عین حال از مزایای دیگر آن نیز مانند راه اندازی سریع و پوشش محدوده گسترده ای از بار بهره مند شد.

با مرور اجمالی در تاریخچه تبدیل انرژی می توان به این نتیجه رسید که توربین های گازی یکی از مهمترین ادوات در این زمینه بوده اند. در حال حاضر توربین های گازی که از سوخت هایی نظیر گاز طبیعی، دیزل، سوخت های زیستی و ... استفاده می کنند به عنوان انتخاب بهینه برای راه اندازی نیروگاه ها می باشند. از جمله دلایل این موضوع می توان اندازه و ابعاد کوچک، چند سوخته بودن و راه اندازی سریع این ادوات را نام برد. اگرچه قسمت قابل توجهی از انرژی بصورت گرما در این توربین ها هدر می رود، با این حال می توان با عبور دادن این گرما از سیستم های بازیافت حرارت جهت چرخاندن توربین های بخار و سایر اهداف مشابه استفاده نمود و بدین ترتیب بازدهی سیستم کلی را افزایش داد. برای پایدارسازی فرکانس و ولتاژ الکتریکی در حضور تغییرات ناگهانی بارهای الکتریکی در سیستم های انتقال و توزیع نیاز به مدل سازی دقیق و کنترل مقاوم نیروگاه های توان می باشد.

اولین توربین گازی در سال ۱۹۳۰ توسط فرانک ویتل و همکارانش^۱ برای موتور هواپیمای جت طراحی شد [۱]. پس از آن توربین های گازی خیلی سریع توسعه یافتند و فراگیر شدند چراکه آن ها در زمینه برق، ویژگی های بسیار مهمی از جمله: قابلیت اطمینان بالا، سازگاری، قابلیت شروع سریع، هزینه اولیه و زمان

^۱ Frank Whittle and his colleagues

انتقال کوتاه را داشتند. یکی دیگر از ویژگی های مهم توربین های گازی این است که آن ها خیلی سریع، به تغییر بار پاسخ می دهند [۲].

در سال های اخیر، فعالیت های قابل توجهی به ویژه در زمینه مدل سازی و شبیه سازی توربین های گازی انجام شده است. مدل روئن^۱ برای نیروگاه های سیکل ترکیبی، مدل های مورد استفاده در سیستم های هوافضا، مدل محاسباتی کمپرول^۲ و مدل ترمودینامیکی اباید^۳ از جمله این مدل ها هستند. مدل های توربین گازی می توانند برای سیستم کنترل موتور استفاده شوند [۳]. با این حال، نیاز به مدل های بهینه برای اهداف و برنامه های مختلف، همواره برای ادامه کار در این زمینه احساس شده است.

از آنجا که برای طراحی قابل اطمینان و مقرون به صرفه توربین های گازی، همواره مشکلات اقتصادی و مهندسی زیادی وجود داشته است [۴] در این زمینه نیز محققان مطالعات زیادی ارائه کرده اند [۵]. مدل سازی برون خط^۴ می تواند یکی از راه ها برای بهینه سازی طراحی، بهینه سازی عملکرد و نگه داری توربین های گازی باشد. مدل سازی برون خط به تولیدکنندگان کمک می کند تا در فرآیند طراحی و تولید توربین های گازی ارزیابی مناسبی داشته باشند و آن را به صورت برخط^۵ برای مهندسی و متخصصین در سایت ها قرار دهند تا در کاربردهای مانیتورینگ شرایط، اعتبارسنجی حسگر، تشخیص خطا، عیب یابی و غیره استفاده شود. در این فصل اصول عملکرد توربین های گازی و طبقه بندی آن ها ارائه می شود. مشکلات و محدودیت ها در زمینه مدل سازی، کنترل و روش های کنترلی نیز به اختصار در این فصل بررسی خواهد شد و نکات و الزامات نیز در کنترل توربین گازی نیز بیان خواهد شد.

۱-۲ عملکرد توربین گاز

توربین های گازی بر اساس چرخه ی برایتون^۶ کار می کنند. شکل ۱-۱ بلوک دیاگرام کلی یک توربین گازی تک محوره و اجزای اصلی آن شامل کمپرسور، محفظه احتراق و توربین را نشان می دهد. مجموعه ای از این قطعات، هسته موتور یا ژنراتور گاز^۷ نامیده می شود. کمپرسور و توربین به شفت مرکزی متصل می شوند و با یکدیگر می چرخند.

^۱ rowen

^۲ Camporeale SM

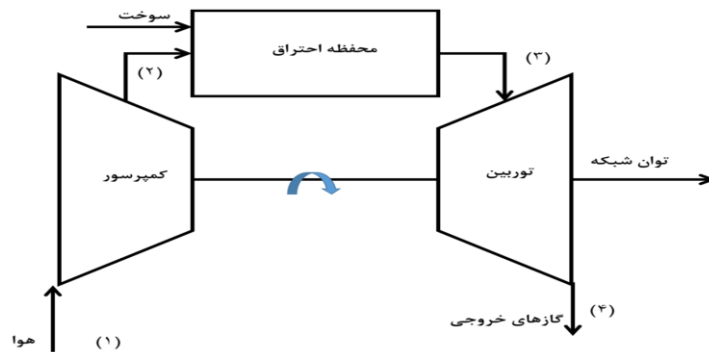
^۳ Ebaid MSY

^۴ offline

^۵ online

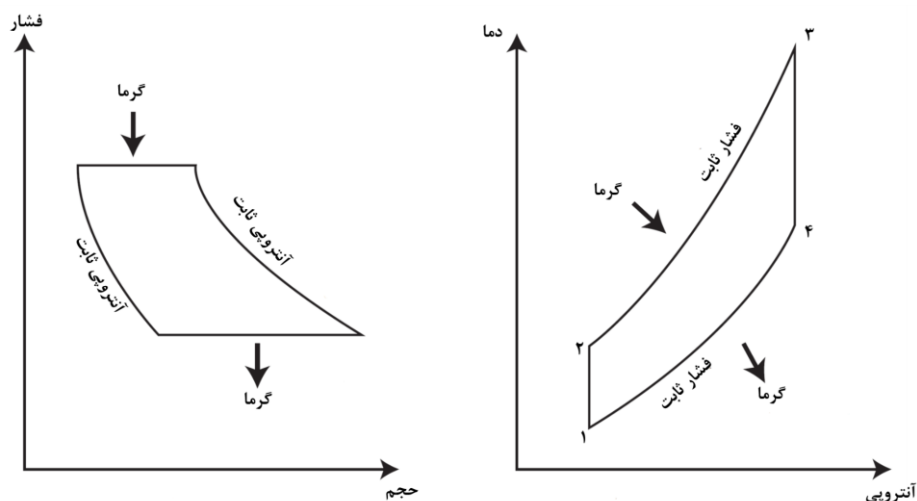
^۶ Brayton

^۷ Gas Generator(GG)



شکل ۱-۱ بلوک دیاگرام یک توربین گازی تک محوره.

شکل ۱-۲ چرخه استاندارد برای تون را به ترتیب در نمودارهای حجم-فشار و آنتروپی-دما نشان می دهد [۶]. همانطور که شکل ۱-۲ نشان می دهد، چرخه برای تون به این صورت عمل می کند که هوا وارد بخش ۱ یعنی کمپرسور می شود و با عبور از کمپرسور فشرده می شود. پس از گرم شدن و فشرده شدن هوا در بخش ۲، به محفظه احتراق^۱ وارد می شود. در مرحله سوخت گیری، سوخت با هوا مخلوط شده و منجمد می شود. گازهای گرم حاصل در بخش ۳ به توربین وارد می شوند و آن را می چرخانند. توربین کمپرسور، خروجی مکانیکی ژنراتور را حرکت می دهد که می تواند یک ژنراتور الکتریکی، یک پمپ بزرگ یا یک کمپرسور بزرگ باشد. فرآیندهای ایده آل در کمپرسور (فرآیند ۱ → ۲) و توربین (فرآیند ۳ → ۴) با آنتروپی یکسان^۲ هستند. یک فرآیند هم فشار در محفظه احتراق (فرآیند ۲ → ۳ در شکل ۱-۲) و محیط (فرآیند ۴ → ۱) برای چرخه ایده آل وجود دارد. با این حال، فرآیندهای واقعی در کمپرسور و توربین برگشت ناپذیر و غیرهم فشار هستند. همچنین در جریان فرآیند احتراق، افت فشار نیز وجود دارد. با صرف نظر از افت فشار هوا، فرآیند ۲ → ۳ و فرآیند ۴ → ۱ می تواند فرآیندی هم فشار باشد [۷].



شکل ۱-۲ چرخه برای تون در نمودارهای فشار-حجم و دما-آنتروپی.

^۱ Combustion chamber

^۲ isentropic

۳-۱ طبقه بندی توربین های گازی

توربین های گازی را می توان به دو دسته اصلی تقسیم کرد: توربین های گازی آبرو^۱ و توربین های گازی ثابت^۲. در سیستم های هوافضا، توربین گازی به عنوان سیستم نیروی محرکه حرکت هواپیما عمل می کند. رانش معمولاً بر اساس قانون سوم نیوتن (کنش و واکنش) تولید می شود. از جمله انواع توربین های گازی آبرو می توان به توربوجت، توربو فن و توربوپراپ^۳ اشاره کرد. از توربین های گازی ثابت، می توان برای ساخت توربو ژنراتورها، توربوپمپ ها یا توربو کمپرسورها استفاده کرد.

اگر شفت اصلی ژنراتور گاز به یک ژنراتور الکتریکی متصل شود، می توان آن را برای تولید برق استفاده کرد. در طبقه بندی دیگر، توربین های گازی را می توان بر اساس ساختار، کاربرد و توان خروجی (مگاوات) به پنج گروه زیر تقسیم کرد [۸]:

- توربین های گازی میکرو با توان خروجی ۲۰-۳۵۰ کیلو وات،
- توربین های گازی کوچک برای برنامه های کاربردی ساده، با توان خروجی ۰/۵-۲/۵ مگاوات و بازدهی ۱۵٪-۲۵٪
- توربین های گازی آبرو برای صنعت هوافضا با توان خروجی ۲/۵ تا ۵۰ مگاوات و بازدهی ۳۵٪-۴۵٪
- توربین گازی سیکل-سنگین^۴ برای واحدهای بزرگ تولید برق با توان خروجی ۳-۴۸۰ مگاوات و بازدهی ۳۰٪-۴۶٪،
- توربین های گازی صنعتی برای استفاده گسترده در پتروشیمی، با توان خروجی ۲/۵ تا ۱۵ مگاوات و بازدهی ۳۰-۳۹٪.

توربین های گازی که در نیروگاه ها برای تولید برق مورد استفاده قرار می گیرند، توربین های گازی صنعتی^۵ نامیده می شوند. این توربین ها نقش مهمی در تولید توان دارند، به خصوص برای تاسیساتی که امکان اتصال به شبکه برق سراسری وجود ندارد.

۴-۱ آشنایی با مدل های توربین گازی

قبل از انتخاب مدل توربین گازی، باید برخی از فاکتورهای اصلی را به دقت مورد توجه قرار داد. نوع توربین گازی، پیکربندی توربین گازی، روش مدل سازی، نوع سیستم کنترلی و پیکربندی و اهداف مدل سازی از مهمترین معیارها در مدل سازی توربین های گازی هستند [۹].

^۱ aero

^۲ Stationary GTs

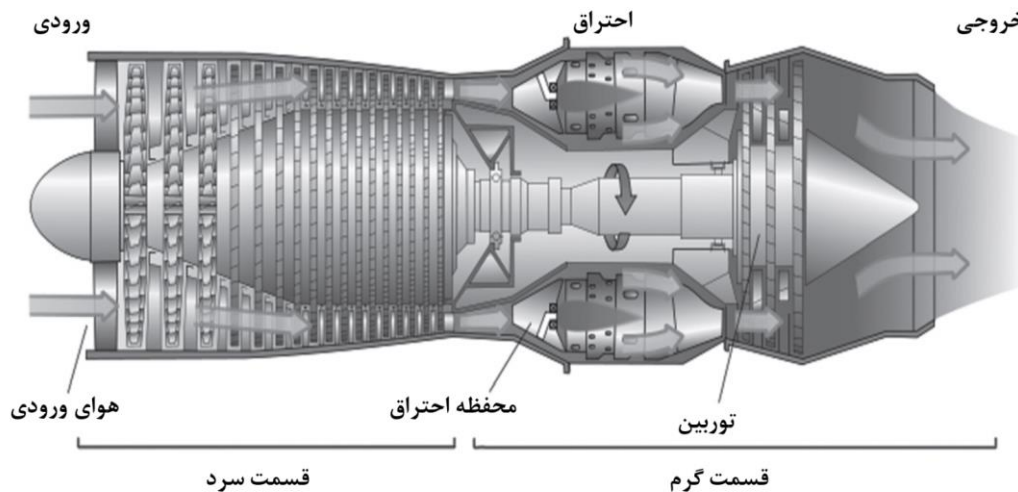
^۳ turboprop

^۴ heavy-duty gas turbines (HDGT)

^۵ IPGT

۱-۴-۱ نوع توربین گاز

توربین های گازی کاربردها و انواع مختلفی در صنعت دارند، اما همه توربین ها دارای قسمت های اصلی مشابه از جمله کمپرسور، محفظه احتراق و توربین هستند. شکل ۱-۳ یک موتور توربین گازی آبرو معمولی تک رول^۱ را نشان می دهد [۱۰].



شکل ۱-۳. یک موتور توربوجت single-spool [۱۰]

۱-۴-۲ ساختار توربین گازی

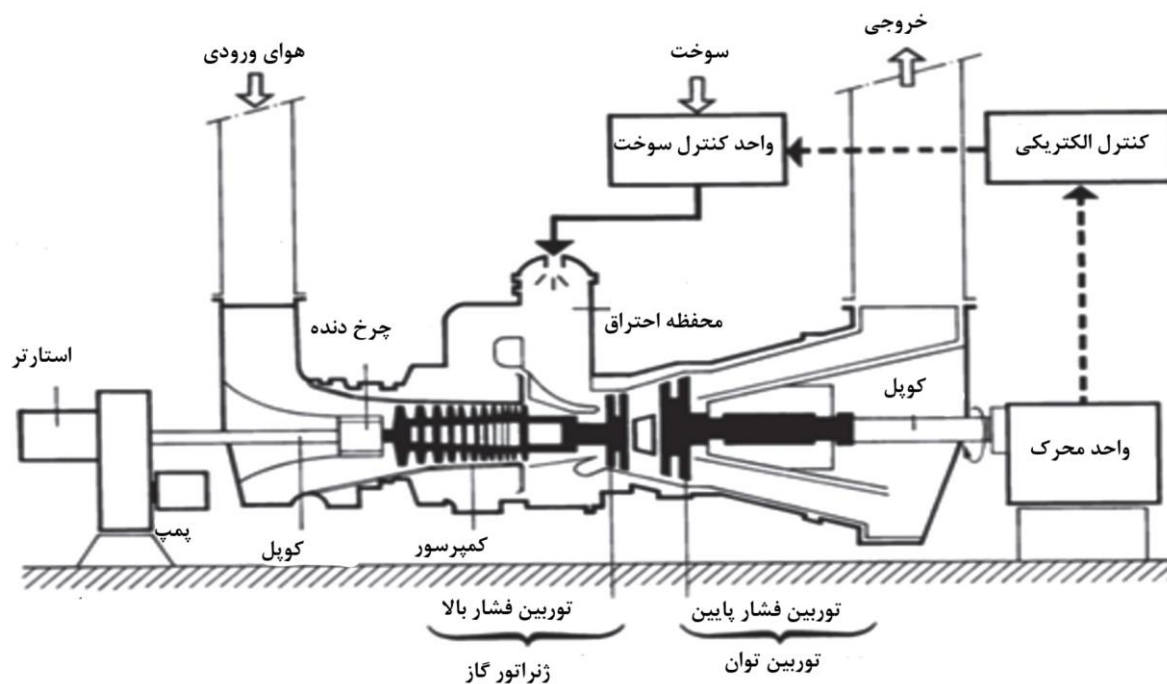
توربین های گازی ممکن است آرایش تک محوری^۲ یا دو محوری^۳ داشته باشند. در آرایش نوع اخیر از دو محور استفاده می شود که با سرعت های مختلفی دوران می کنند. روی یک محور کمپرسور و توربینی که کمپرسور را تغذیه می کند قرار دارند، در حالی که روی محور دیگر توربین قدرت و بار خارجی قرار می گیرند. همچنین ممکن است روی یک محور کمپرسور و توربین فشار بالا، و روی محور دیگر کمپرسور و توربین فشار پایین و بار خارجی قرار گرفته باشند. در هر آرایشی، به بخشی از سیستم که شامل کمپرسور، اتاق احتراق و توربین فشار بالاست، مولد گاز می گویند. در آرایش دو محوری این امکان وجود دارد که بار سرعت متغیر داشته باشد و این موضوع برای موارد متعددی از کاربردهای صنعتی مناسب است. گاهی توربین های گازی را که برای رانش هواپیما طرح شده اند، با انجام اصلاحاتی برای کاربردهای صنعتی مورد استفاده قرار می دهند. در توربین های تک محوری، کمپرسور، توربین، و بار روی یک محور قرار می گیرند که با سرعت ثابتی دوران می کند. از این نوع آرایش برای راه اندازی مولدهای کوچک و همچنین مولدهای بزرگ برق در نیروگاه ها استفاده می شود.

^۱ Single-spool

^۲ Single-shaft

^۳ Twin-shaft

در توربین گازی تک محور، روتور، کمپرسوری را که به خروجی شفت متصل است، حرکت می دهد. در یک توربین گازی چند - محوره توربین ژنراتور گاز و توربین توان^۱ از لحاظ مکانیکی متصل نیستند. توربین ژنراتور گاز، توربین کمپرسور^۲ یا توربین با فشار بالا^۳ نیز نامیده می شود، که توان لازم برای حرکت کمپرسور را فراهم می کند. با این حال، توربین توان، که به نام توربین کم فشار^۴ نیز شناخته می شود، نقش مهمی ایفا می کند. شکل ۴-۱ یک موتور توربین گازی دو محوره را نشان می دهد [۱۱].



شکل ۴-۱. یک موتور توربین گازی دو محوره نوعی [۱۲].

۳-۴-۱ روش های مدل سازی توربین گازی

بعضی از محققان مانند وایزر^۵ و همکاران [۱۳] مدل های ارائه شده بر اساس انواع رویکردها را مورد بررسی قرار دادند تا یک مدل کلی برای توربین های گازی معرفی کنند. اما همانطور که می دانیم مدل سازی و شبیه سازی توربین های گازی نقش کلیدی در تولید توربین های گازی با کارایی بالا، قابل اطمینان و با دوام دارند. علاوه بر این، مدل های توربین گازی نیز می توانند در مکان های صنعتی برای بهینه سازی، مانیتورینگ شرایط، اعتبار سنجی حسگر، تشخیص خطا، عیب یابی و غیره استفاده شوند. از آنجا که کاربردهای ذکر شده هر کدام شاخه ای مهم از مهندسی کنترل هستند، همواره می توان ضرورت و اهمیت مدل سازی و کنترل توربین گازی را برای فعالیت در آینده درک کرد. منابع زیادی در مورد مدل سازی و کنترل توربین

^۱ Power Turbine (PT)

^۲ Compressor Turbine (CT)

^۳ High Pressure (HP)

^۴ Low Pressure (LP)

^۵ Visser

های گازی وجود دارد و انواع مدل های توربین گازی تاکنون از دیدگاه های مختلف و برای اهداف مختلف ساخته شده است.

مدل سازی ریاضی (به عنوان یک روش کلی برای مدل سازی سیستم)، از زبان ریاضی برای توصیف و پیش بینی رفتار یک سیستم استفاده می کند. مدل سازی فیزیکی، شاخه اصلی مدل سازی ریاضی است. یعنی با در نظر گرفتن قوانین فیزیکی حاکم بر سیستم، مدل واقع گرایانه تری از سیستم حاصل خواهد شد. مدل سازی فیزیکی از معادلات ریاضی-فیزیک استفاده می کند، و از داده های اندازه گیری شده توسط حسگرها برای ایجاد مدل های مناسب کمک می گیرد. مدل های ریاضی را می توان به مدل های «خطی و غیر خطی»، «قطعی و تصادفی»، «استاتیک و دینامیک» یا «گسسته و پیوسته» طبقه بندی کرد [۱۴].

۴-۴-۱ نوع سیستم کنترلی توربین گازی و پیکربندی آن

یکی از مهمترین فاکتورها در مدل سازی و کنترل توربین گازی، سیستم کنترلی آن هاست. سیستم کنترلی بخشی مهم در تجهیزات صنعتی می باشد. نوع یک سیستم کنترل رابطه نزدیکی با پیچیدگی دینامیک های سیستم دارد. عدم وجود یک سیستم کنترل مناسب می تواند منجر به مشکلات جدی مانند افزایش دمای کمپرسور، گرمای بیش از حد و غیره شود [۱۵]. در نهایت این مشکلات ممکن است منجر به خاموش شدن سیستم و آسیب جدی به اجزای اصلی توربین گازی شود.

سه وظیفه اصلی سیستم کنترل تمام توربین های گازی شامل: "کنترل توالی شروع و خاموش شدن"^۱، "کنترل حالت پایدار یا عملیاتی"^۲ و "کنترل حفاظت برای حفاظت از گرمای بیش از حد، سرعت بیش از حد، بارگذاری، ارتعاش، ولتاژ و از دست دادن روانکاری"^۳ می باشد. در یک شبکه برق با چند توربین گازی، تمام سیستم های کنترلی از طریق یک سیستم کنترل توزیع مرکزی^۳ به هم متصل می شوند [۸]. سیستم کنترل توربین های گاز ممکن است حلقه باز یا حلقه بسته باشد. در یک سیستم کنترل حلقه باز، متغیر دستکاری شده به صورت دستی یا با استفاده از یک برنامه از پیش تعیین شده تعیین می گردد. با این حال، برای کنترل دستگاه در یک سیستم کنترل حلقه بسته، یک یا چند متغیر از پارامترهای اندازه گیری شده برای تغییر متغیر دستکاری شده استفاده می شود. برای داشتن یک سیستم کنترل حلقه بسته موثر و مناسب، کنترل کننده باید به درستی با پارامترهای فرایند مرتبط باشد [۸].

۴-۴-۵ اهداف مدل سازی

اهداف مختلفی برای مدل سازی توربین های گازی مانند مانیتورینگ شرایط، تشخیص خطا و عیب یابی، اعتبار سنجی حسگر، شناسایی سیستم، و همچنین طراحی و بهینه سازی سیستم کنترل وجود دارد که به اختصار بررسی می شوند.

^۱ start-up and shutdown sequencing control

^۲ steady-state or operational control

^۳ distributed control system(DCS)

۱-۴-۵-۱ مانیتورینگ شرایط

برای به حداقل رساندن هزینه های تعمیر و نگهداری ماشین آلات بسیار مهم و گران قیمت مانند توربین گازی، لازم است که شرایط عملیاتی بخش های مهم تجهیزات را کنترل کرده و به طور مداوم، داده های مرتبط را برای تجزیه و تحلیل بیشتر به دست آوریم. مانیتورینگ شرایط بخش مهمی از نگهداری پیشگیرانه^۱ محسوب می شود. یعنی درست کارکردن سیستم را نشان می دهد و خطاهای احتمالی را پیش بینی می کند که به اپراتورها کمک می کند تا پیش بینی های مناسب در برنامه را انجام دهند [۱۶]. مانیتورینگ شرایط، یک ابزار بسیار مفید در تعمیر و نگهداری قطعات است و می تواند جهت جلوگیری از وقوع خرابی های غیر منتظره به کار گرفته شود. مانیتورینگ شرایط خوب، تعداد تصمیمات اشتباه را کاهش می دهد، تقاضای قطعات یدکی و هزینه های نگهداری را کاهش می دهد. یک سیستم نگهداری خوب باید قادر به نظارت بر تمام پارامترهای حیاتی توربین گازی مانند ارتعاش^۲، دما، فشار، سرعت دورانی، بار، سطح روغن و کیفیت و غیره باشد. علاوه بر این، باید قادر به پیش بینی وضعیت آینده سیستم و جلوگیری از خاموش شدن ناخواسته باشد.

۱-۴-۵-۲ تشخیص خطا و عیب یابی

یکی دیگر از اهداف مدل کردن توربین گازی، پیش بینی و تشخیص خطاها در سیستم است. تشخیص خطا به عنوان یک ابزار مهم و موثر جهت کاهش هزینه نگهداری می باشد [۱۷] که این امر با نظارت بر سیستم برای شناسایی نوع و محل خطایی که رخ داده است، امکان پذیر است.

۱-۴-۵-۳ اعتبار سنجی حسگر

اعتبار سنجی یک ابزار موثر برای جلوگیری از تعمیر و نگهداری غیرمجاز یا خاموش شدن است که اثر قابل توجهی در افزایش طول عمر تجهیزات دارد. مدل توربین گازی می تواند برای اعتبار سنجی حسگر استفاده شود. سنسورها بخش مهمی از هر نوع تجهیزات صنعتی هستند. بدون سنسورهای قابل اطمینان و دقیق، سیستم نظارت و کنترل تجهیزات نمی تواند به درستی کار کند و حتی ممکن است خاموش شود. اعتبار سنجی جهت تشخیص، جداسازی و بازسازی یک حسگر معیوب به کار می رود. این می تواند قابلیت اطمینان و قابلیت دسترسی^۳ سیستم را بهبود بخشد و هزینه های نگهداری را کاهش دهد و ایمنی را برای افراد افزایش می دهد.

۱-۴-۵-۴ شناسایی سیستم

با وجود تحقیقات قابل توجهی که در دهه های گذشته در زمینه شناسایی و مدل سازی توربین گازی، هنوز نیاز به مدل توربین گازی با درجه دقت بالاتر و قابلیت اطمینان بیشتر برای اهداف شناسایی سیستم وجود دارد. این به خاطر ماهیت غیرخطی و پیچیده دینامیک توربین گازی است. یکی از اهداف اصلی مدل سازی توربین گازی، شناسایی سیستم است. شناسایی سیستم یک بیان ریاضی از یک سیستم دینامیکی می باشد که حاصل مجموعه ای از اندازه گیری های سیستم است [۱۸].

^۱ preventive maintenance

^۲ vibration

^۳ Reliability and availability

۵-۴-۱ طراحی و بهینه سازی سیستم کنترل توربین گازی

امروزه، برای بررسی پاسخ سیستم به اغتشاشات و بهینه سازی سیستم های کنترلی موجود، تقاضای روزافزونی برای مدل های دینامیکی دقیق و کنترل کننده های بهینه وجود دارد. مدل ها می توانند برای طراحی یا بهینه سازی سیستم های کنترل توربین گازی ایجاد شوند. اگر مقدار داده های اندازه گیری شده از مقدار مورد نظر آن متفاوت باشد، سیستم کنترل باید قادر به اندازه گیری خروجی سیستم با استفاده از دستگاه های حسگر و انجام اقدامات اصلاحی مورد نیاز باشد [۱۹]. خروجی تجهیزاتی که تحت کنترل هستند، توسط حسگر اندازه گیری می شود. این اندازه گیری ها می توانند مورد استفاده قرار بگیرند تا فیدبک را برای تصحیح عملکرد مورد نظر، به ورودی متصل کنند.

۵-۱ پیشینه تحقیق

در این بخش خلاصه ای از مهمترین مطالعات انجام شده در زمینه کنترل توربین های بررسی می شود. سنتنو^۱ و همکاران [۲۰] مدل های متداول توربین گازی را برای مطالعات پایداری سیستم قدرت بررسی کردند. آن ها حلقه های کنترل اصلی شامل حلقه های کنترل دما و شتاب و کاربردهای آن ها را مورد بحث قرار دادند. آن ها همچنین موضوعات مختلفی را توضیح دادند که باید برای مدل سازی حلقه های کنترل دما و شتاب در نظر گرفته شوند. عملکرد حلقه های کنترلی، در برابر تغییرات بار توربین گازی، شبیه سازی شد.

ریکتس^۲ [۲۱] نشان داد که مدل دینامیکی توسعه یافته برای یک توربین گازی با استفاده از یک روش کلی می تواند یک کاربرد ایده آل برای، کنترل تطبیقی باشد. آیلر^۳ [۲۲] و آیلر و همکاران [۲۳ و ۲۴ و ۲۵ و ۲۶] تحقیقاتی را برای طراحی و تعمیم سیستم های کنترل برای یک توربین گازی توان پایین، براساس نتایجی که در مدل سازی غیرخطی توربین گازی به دست آوردند، انجام دادند. آن ها از روش مدل سازی غیرخطی مبتنی بر معادلات ترمودینامیکی برای مدل سازی سیستم استفاده کردند. آن ها این مدل را خطی کردند تا بتوانند انواع مختلف کنترل کننده ها را طراحی کنند. آگوئرو^۴ و همکاران [۲۷] تغییراتی را در سیستم کنترل توربین گازی سیکل- سنگین، اعمال کردند. یکی از تغییرات سرعت محدود به گاورنر است، که به نوبه خود انحراف توان را نسبت به نقطه شروع توزیع محدود می کند.

لیشندر و لوی^۵ [۲۸] یک مدل خطی سریع و ساده برای عملکرد گذرای یک موتور جت، تعمیم دادند. آشیکاگا^۶ و همکاران [۲۹] یک مطالعه برای اعمال کنترل غیر خطی به توربین های گازی انجام دادند. آن ها دو کاربرد کنترل غیرخطی را بیان کردند. اولی کنترل اولیه با استفاده از کنترل فازی بود و دیگری کاربرد روش بهینه سازی برای پره استاتور متغیر (VSV^۷) بود. هدف، افزایش کارایی حرارتی و کاهش انتشار اکسید

^۱ Centeno

^۲ ricketts

^۳ Ailer

^۴ Agüero

^۵ Lichtsinder and Levy

^۶ Ashikaga

^۷ variable stator vane (VSV)

نیترژن بود. با این حال، الگوریتم برای حل مسایل بهینه‌سازی پیچیده، زمان گیر، و بسیار بزرگ بود. زایت^۱ و همکاران [۳۰] مدل سازی و کنترل غیر خطی یک توربین گازی را براساس مطالعات قبلی پیشنهاد داد. آن‌ها بیان کردند که روش آن‌ها می‌تواند انعطاف بیشتری در کنترل سرعت و نوسان شدید^۲ به طور همزمان و شتاب بخشیدن به کمپرسور، بدون ایجاد مشکل داشته باشد.

پانگراز^۳ و همکاران [۳۱] از یک روش خطی سازی ورودی - خروجی برای طراحی یک کنترل‌کننده ردیابی مرجع تطبیقی برای یک مدل توربین گازی با توان پایین استفاده کردند. آن‌ها در مورد یک مدل فضای حالت غیرخطی مرتبه سوم برای یک توربین گازی توان-پایین (براساس معادلات دینامیک سیستم) بحث و تبادل نظر کردند. در مدل آن‌ها سرعت جریان جرم و سرعت دورانی به ترتیب ورودی و خروجی محسوب شد. یک کنترل‌کننده تطبیقی خطی با تخمین گشتاور بار نیز برای مدل خطی شده طراحی کردند. عملکرد سیستم در برابر عدم قطعیت پارامتر مدل و اختلالات نیز مورد بررسی قرار گرفته و مورد تأیید قرار گرفته است.

تانگ و یو^۴ [۳۲] یک مدل دینامیک از میکروتوربین و کنترل‌کننده غیرخطی PID ارائه دادند. هدف آن‌ها بهبود پایداری سیستم میکروتوربین بود. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که اگر چه کنترل‌کننده PID غیر خطی سازگاری بهتری نسبت به PID کلاسیک دارد، اما میکروتوربین نمی‌تواند به راحتی در تمام حالت‌های اجرایی، عمل کند. بنابراین، آن‌ها پیشنهاد دادند که برای عملکرد بهتر، استفاده از هر دو روش کنترل دفع اغتشاش خودکار^۵ و روش‌های کنترل مقاوم غیرخطی ضروری است.

کولمانوفسکی^۶ و همکاران [۳۳] یک سیستم کنترلی قوی برای توربین‌های گازی آبرو ایجاد کردند. هدف از این مطالعه حفظ ثبات و ردیابی عملکرد موتور تحت عدم قطعیت‌ها نظیر نوسانات شدید ولتاژ بود. برای تعمیر ساختارهای کنترلی پایدار، پاکمهر و همکاران [۳۴] یک مدل دینامیک غیرخطی از یک موتور دومحوره آبرو را بررسی کردند. آن‌ها کنترل‌کننده زمان بندی شده با پایداری و یک اثبات پایداری برای سیستم کنترل حلقه بسته ارائه کردند. علاوه بر این، مدل مرجع برای کنترل تطبیقی چند ورودی - خروجی با محدودیت‌هایی بر روی ورودی‌های کنترلی در تحقیق آن‌ها صورت گرفت.

نجیمی و رضانی^۷ [۳۵] یک کنترل‌کننده مقاوم، طراحی کردند. مدل کاربردی آن‌ها براساس مدل روئن^۸ [۳۶] و با استفاده از داده‌های واقعی برای تنظیم پارامترهای توربین گازی ساخته شد. اهداف طراحی کنترل‌کننده برای تنظیم سرعت دورانی توربین گازی و دمای گاز اگزوز به طور همزمان با کنترل سیگنال‌های سوخت و موقعیت igv کمپرسور بود. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که کنترل‌کننده پیشنهادی برای مدل مطلوب

^۱ Zaiet

^۲ surge

^۳ Pongraz

^۴ Tong and Yu

^۵ auto-disturbance rejection

^۶ Kolmanovsky

^۷ Najimi and Ramezani

^۸ Rowen's model

بود چرا که می‌تواند باعث حفظ سرعت توربین و دمای گاز خروجی در بازه زمانی مطلوب، تحت اغتشاش بار و عدم قطعیت غیرخطی شود. در مقایسه با کنترل‌کننده‌های مدل پیش بین و PID، کنترل‌کننده مقاوم، حداکثر دامنه انحراف از سرعت را به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش داد.

یک نمای کلی از روش مدل پیش بین، توسط کین^۱ و همکاران ارائه شد [۳۷ و ۳۸]. ریچالت^۲ [۳۹ و ۴۰] در مورد کاربردهای صنعتی کنترل‌کننده مدل پیش بین بحث کرد. بررسی برخی از مهم‌ترین پیشرفت‌ها در نظریه کنترل‌کننده مدل پیش بین و مفاهیم آن‌ها توسط نیکولاف^۳ مورد بحث قرار گرفت [۴۱]. راولینگز^۴ یک مرور کلی از کنترل‌کننده مدل پیش بین برای اهداف آموزشی ارائه داد [۴۲].

کنترل‌کننده‌های عصبی معمولاً هنگام برخورد با مدل‌های معکوس ناپایدار، مشکلات زیادی را بوجود می‌آورند. از طرفی پایداری و مقاوم بودن روش‌های عصبی را می‌توان تحلیل کرد. با این حال، کنترل‌کننده‌های عصبی به طور گسترده به خاطر قابلیت ردیابی مرجع بسیارخوب و انعطاف‌پذیری آن‌ها برای سیستم‌های مختلف مشهور هستند. اگر چه کنترل‌کننده‌های PID با استفاده گسترده در حلقه‌های کنترلی در اکثر کارخانه‌های صنعتی مورد استفاده قرار می‌گیرند، اما ممکن است اجرای آن‌ها در فرآیندهای بسیار غیرخطی و متغیر با زمان، دشوار باشد [۴۳]. به این دلایل، کنترل عصبی در کاربردهای صنعتی مختلف به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌است. مدل‌های شبکه عصبی برای سیستم‌های کنترل را می‌توان با استفاده از داده‌های تولید شده از یک مدل شبیه‌سازی شده قبلی، یا به طور مستقیم از آزمایش‌های حلقه باز خاص انجام‌شده، آموزش داد [۴۴]. ثابت شده‌است که مجموعه داده‌های ورودی - خروجی از پارامترهای سیستم به‌دست آمده از یک نیروگاه، که توسط یک کنترل‌کننده خطی کنترل می‌شود، می‌تواند برای فرآیند آموزش شبکه عصبی استفاده شود.

تحقیقات زیادی در طول دهه‌های اخیر برای استفاده از کنترل‌کننده‌های عصبی برای سیستم‌های صنعتی انجام شده‌است. آگاروال^۵ [۴۵] یک طبقه‌بندی سیستماتیک از کنترل‌کننده‌های عصبی مختلف ارائه داد و نشان داد که مطالعات کنترل عصبی اساساً با وجود همه شباهت‌های آن‌ها متفاوت هستند. هانت و همکاران^۶ [۴۶] و ویل^۷ [۴۷] همچنین مطالعه‌ای در این زمینه را در سال‌های ۱۹۹۲ و ۱۹۹۶ انجام دادند. هاگان^۸ و همکاران یک مرور کلی از شبکه‌های عصبی و کاربردهای آن‌ها برای کنترل سیستم‌ها ارائه دادند. تحقیقات آن‌ها موضوعات مختلفی همچون پرسپترون‌های چندلایه برای تقریب عملکرد، الگوریتم پس انتشار^۹

^۱ qin

^۲ Richalet

^۳ Nikolaou

^۴ Rawlings

^۵ Agarwal

^۶ Hunt et al.

^۷ Balakrishnan and Weil

^۸ Hagan

^۹ backpropagation

برای آموزش پرسپترون چندلایه و همچنین سه ساختار کنترل مختلف از جمله کنترل تطبیقی مدل مرجع، کنترل پیش‌بین و کنترل خطی سازی فیدبک را تحت پوشش قرار دادند.

سالتیس^۱ و همکاران [۴۸] یک پردازنده عصبی چندلایه را به کار گرفتند و از ساختارهای مختلف یادگیری برای آموزش کنترل‌کننده عصبی برای یک نیروگاه استفاده کردند. لیتزا^۲ و کریئر^۳ [۴۹ و ۵۰] اصول و مفاهیم کنترل مبتنی بر مدل برای موتورهای جت را بررسی کردند. آن‌ها روش‌های مدل‌سازی برای شبیه‌سازی بلادرنگ و انطباق مدل برخط را مورد بررسی قرار دادند. برای بهبود عملکرد پایداری گذرا یک سیستم قدرت، داش و همکاران^۴ [۵۱] یک کنترل‌کننده عصبی با توابع بنیادی شعاعی^۵ را با ساختار تک نرونی و چندنرونی برای کنترل‌کننده نرخ توان واحد^۶ ارائه کردند. آن‌ها مشاهده کردند که مدل توابع بنیادی شعاعی با ساختار چند-نرونی عملکرد بهتری دارد. آن‌ها همچنین نشان دادند که مدل توابع بنیادی شعاعی برای هدف پیاده‌سازی بلادرنگ بسیار بهتر است.

تحقیقات برای استفاده عملی از شبکه عصبی برای کنترل سیستم‌های پیچیده و غیرخطی توسط نینی^۷ و کرسی^۸ انجام شد [۵۲]. آن‌ها از کنترل‌کننده‌های چند شبکه عصبی برای حفظ سطح فشار برای توربین‌های گازی آبرو و کنترل متغیرهای یک موتور توربین گازی استفاده کردند. ایده اصلی این تحقیق به حداقل رساندن مصرف سوخت و افزایش عمر موتور بود. هدف آن‌ها بهبود عملکرد سیستم کنترل با استفاده از قابلیت شبکه عصبی در نگاشت غیرخطی به جای استفاده از انواع کنترل‌کننده‌های خطی است. آن‌ها از ساختار پرسپترون چندلایه با یک لایه میانی برای آموزش شبکه استفاده کردند. محققان یک مدل مرجع را به عنوان ورودی برای کنترل‌کننده شبکه عصبی بکار بردند. نتایج نشان داد که عملکرد کنترل‌کننده عصبی بکار گرفته‌شده بهتر از عملکرد کنترل‌کننده‌های سنتی است. با این حال، آن‌ها نمی‌توانستند مدل‌های مرجع را به همان اندازه که انتظار داشتند، ردیابی کنند.

یک تلاش دیگر توسط داد و مارتین^۹ [۵۳]، تقریباً با اهداف مشابه انجام شد. آن‌ها یک تکنیک تطبیقی مبتنی بر شبکه عصبی برای کنترل یک موتور توربین گازی پیشنهاد دادند و فشار را در یک سطح مورد نظر حفظ کردند در حالی که مصرف سوخت در موتور را به حداقل می‌رساند. آن‌ها تکنیکی را پیشنهاد کردند که در نتیجه می‌تواند منجر به، ماکزیمم شدن فشار، کاهش دمای بحرانی پره‌های توربین و افزایش طول عمر موتور شود. در این تحقیق، یک شبکه عصبی پیشرو^{۱۰} با تابع فعال ساز سیگموئید^{۱۱} برای مدل‌سازی سیستم

^۱ Psaltis

^۲ Lietzau

^۳ Kreiner

^۴ Dash et al.

^۵ RBFNN

^۶ upfc

^۷ Nabney

^۸ Cressy

^۹ Dodd and Martin

^{۱۰} feedforward

^{۱۱} sigmoid

مورد استفاده قرار گرفت. سادگی و مشتق پذیری توابع شبکه عصبی به محققان کمک کرد تا تغییرات لازم را روی پارامترهای قابل کنترل موتور، و در نتیجه، حفظ سطح فشار در یک نقطه را محاسبه کنند.

برخی از محققان تلاش کردند تا روش کنترل کننده مدل پیش بین (مبتنی بر شبکه عصبی برای کنترل فرایندها) را تعمیم دهند. ساهین^۱ و همکاران [۵۴] یک روش شبکه عصبی را برای کنترل پیش بین مدل غیرخطی پیشنهاد دادند. آن‌ها نشان دادند که روش کنترل کننده مدل پیش بین می‌تواند به طور موثر برای کنترل فرایندهای صنعتی غیرخطی بدون ملزومات خطی سازی به کار گرفته شود. لاولو^۲، [۵۵ و ۵۶] جزییات الگوریتم های کنترل کننده پیش بین غیرخطی^۳ برای فرایندهای چندورودی-چندخروجی مدل سازی شده توسط شبکه‌های عصبی یک ساختار پیشرو را مورد بحث قرار داد. جادلوا^۴ و همکاران [۵۷] روش‌های کلاسیک و NARX^۵ را برای طراحی الگوریتم کنترل پیش بین تعمیم یافته برای یک سیستم غیرخطی ارائه کردند. آن‌ها نتیجه گرفتند که عملکرد کنترل کننده عصبی GPC^۶ که از تکنیک‌های خطی سازی استفاده می‌کند مزایای قابل توجهی را نسبت به کنترل کننده پیش بین غیرخطی معمولی نشان می‌دهد. سوارز^۷ و همکاران [۵۸] یک طرح کنترل پیش بین جدید براساس شبکه‌های عصبی برای خطی سازی سیستم‌های دینامیکی غیرخطی ایجاد کردند. سیپریانو^۸ [۵۹] درباره اجرای کنترل پیش بین فازی برای نیروگاه‌های برق با استفاده از مدل‌های غیرخطی مبتنی بر سیستم‌های فازی و استفاده از منطق فازی برای مشخص کردن تابع هزینه و محدودیت‌ها بحث و تبادل نظر کردند. یک کنترل کننده پیش بین غیرخطی برای کنترل فرکانس و درجه حرارت یک توربین گازی صنعتی سیکل سنگین توسط کیم^۹ و همکاران [۶۰] ایجاد شد. آن‌ها نشان دادند که سیستم کنترل پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به کنترل PID در شرایط واکنش به اغتشاش در بارهای الکتریکی دارد.

تعمیم سیستم کنترل بهینه هوشمند با قابلیت‌های تعمیم یادگیری توسط بسریکلی^{۱۰} و همکاران [۶۱] ارائه شد. لیت^{۱۱} و همکاران [۶۲] یک کنترل کننده چند متغیره برای جبران خسارت فشار ناشی از فرسودگی در یک موتور توربین گازی را بررسی کردند. مدل ریاضی یک توربین گاز سیکل ترکیبی^{۱۲}، به عنوان بخشی از یک شبکه تولید توان در مقیاس بزرگ، توسط لالور و اومالی^{۱۳} تعمیم یافت. هدف، مطالعه پاسخ توربین گازی

^۱ sahin

^۲ Lawrynczuk

^۳ nonlinear model predictive control (NMPC)

^۴ Jadlovska

^۵ Nonlinear autoregressive exogenous model

^۶ generalized predictive control (GPC)

^۷ Suarez

^۸ Cipriano

^۹ Kim

^{۱۰} Becerikli

^{۱۱} Litt

^{۱۲} CCGT

^{۱۳} Lalor and O'Malley

سیکل ترکیبی به اغتشاش فرکانسی و بررسی اثرات افزایش میزان تولید توربین گازی سیکل ترکیبی در کل شبکه بود.

جانگوی^۱ و تین - چین^۲ [۶۳] یک رویکرد کنترل جدید را با استفاده از یک کنترل کننده PID و یک مدل شبکه عصبی خطی شده ارائه کردند. هدف تحقیق آن‌ها ایجاد تعادل بین طراحی‌های کنترل خطی و غیرخطی به منظور بهبود عملکرد کنترلی سیستم‌های غیرخطی بود. اگر چه این روش پیشنهادی یک تفسیر فیزیکی مفید از دینامیک‌های سیستم را فراهم می‌آورد، و در کاهش واریانس خروجی سیستم ایجاد شده توسط اغتشاشات موثر بود، اما اشکالات متعددی از قبیل مشکلات همگرایی وجود داشت که می‌توانست تأثیر جدی بر طراحی کنترل کننده داشته باشد.

ترکیبی از یادگیری شبکه عصبی بازگشتی^۳ و یادگیری تقویتی^۴ توسط شافر^۵ و همکاران [۶۴] برای کنترل یک توربین گازی برای عملکرد پایدار در بار بالا به کار گرفته شد. شناسایی سیستم می‌تواند با استفاده از مجموعه‌های داده موجود، آموزش شبکه را تسهیل کند. سیسورهاجو^۶ و همکاران [۶۵] یک کنترل کننده عصبی را برای توربین‌های گازی صنعتی ارائه کردند. آن‌ها از کنترل کننده‌های PI و عصبی برای کنترل ولتاژ دما و توان استفاده کردند. آن‌ها نتیجه گرفتند که کنترل کننده عصبی عملکرد بهتری در معیارهای خطا دارد. قربانی و همکاران [۶۶ و ۶۷] و ریس و مو^۷ [۶۸] کاربردهای کنترل کننده پیش بین برپایه شبکه عصبی مصنوعی را در توربین‌های گازی بررسی کردند. ریس و مو [۶۸] مدل‌سازی غیرخطی و کنترل یک توربین گازی رولز رویس اسپی^۸ را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها از NARMAX و شبکه‌های عصبی برای شناسایی دینامیک‌های موتور استفاده کردند. محققان از یک کنترل کننده پیش‌بین تقریبی^۹ برای کنترل سرعت دورانی شفت استفاده کردند. نتایج ثابت کردند که عملکرد کنترل کننده پیش‌بین تقریبی به عنوان یک کنترل کننده غیرخطی بسیار بهتر از کنترل کننده‌های PID زمان بندی می‌باشد. کنترل کننده پیش‌بین تقریبی عملکرد مطلوبی را برای تغییرات پله تصادفی کوچک و بزرگ در برابر اغتشاشات و عدم انطباق مدل نشان داد. در یک تلاش دیگر، مو و همکاران [۶۹] دو رویکرد مختلف را برای طراحی یک کنترل کننده غیرخطی برای یک توربین گازی هواپیما مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها ویژگی‌های کنترل کننده پیش‌بین تقریبی و کنترل کننده پیش بین غیرخطی را مورد بحث و بررسی قرار دادند و مقایسه کردند. نتایج نشان داد که هر دو کنترل کننده عملکرد خوبی برای محدوده عملیاتی کامل ارائه کرده‌اند. با این حال، کنترل کننده پیش‌بین تقریبی عملکرد بهتری را

^۱ Junghui

^۲ Tien-Chih

^۳ RNN

^۴ reinforcement learning(RL)

^۵ Schaefer

^۶ Sisworahardjo

^۷ Rees and Mu

^۸ Spey

^۹ Approximate model predictive control (AMPC)

در برابر اغتشاشات و عدم قطعیت‌ها نشان داد. علاوه بر این، کنترل کننده پیش‌بین تقریبی را می‌توان به صورت تحلیلی به دست آورد، زمان محاسباتی کمتری نیاز دارد و از مینیمم محلی اجتناب می‌کند.

استفاده از کنترل کننده PID و کنترل‌کننده‌های عصبی برای یک توربین سیکل-سنگین توسط بالامورگان^۱ و همکاران بررسی شد [۷۰]. کار آن‌ها براساس مدل ریاضی توربین گازی بود که قبلاً توسط روئن تعمیم داده شد [۷۱]. آن‌ها روش زیگلر-نیکولز^۲ را برای تنظیم پارامترهای کنترل کننده PID به کار بردند. علاوه بر این، آن‌ها یک کنترل‌کننده عصبی با استفاده از روش پس انتشار برای کنترل سرعت توربین گازی آموزش دادند. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که کنترل کننده عصبی عملکرد بهتری نسبت به کنترل کننده PID انجام می‌دهد. شکل ۵-۱ مقایسه‌ای از پاسخ توربین گازی با PID و کنترل کننده عصبی را نشان می‌دهد [۷۲].

یاماگامی^۳ و همکاران [۷۳] یک سیستم کنترل بهینه برای توربین‌های گاز سیکل ترکیبی^۴ برای کل نیروگاه برق از جمله توربین‌های بخار، دیگ‌های بخار بازیابی حرارت ایجاد کردند. پیاده‌سازی یک روش کنترل کننده پیش‌بین بر روی یک نیروگاه برق سیکل سنگین، توسط قربانی و همکاران [۶۷و۶۶] مورد بررسی قرار گرفت. آن‌ها مدلی از سیستم را براساس روش شناسایی (ARX^۵) ساختند. هدف تحقیق طراحی یک کنترل کننده بود که می‌تواند سرعت دورانی شفت و دمای گاز اگزوز را با نرخ جریان سوخت و وضعیت IGV تنظیم کند. کنترل کننده مدل پیش‌بین عملکرد بهتری را نسبت به کنترل کننده PID نشان داد. بزاززاده و همکاران [۷۴] یک مدل ریاضی از توربین گازی را با استفاده از منطق فازی و روش عصبی مبتنی بر پرسپترون چندلایه تعمیم دادند. شبکه‌های عصبی به عنوان یک روش موثر برای تعریف توابع سوخت فازی مورد استفاده قرار گرفتند. کنترل کننده حاصل توانست با موفقیت به عملکرد مطلوب و پایداری برسد.

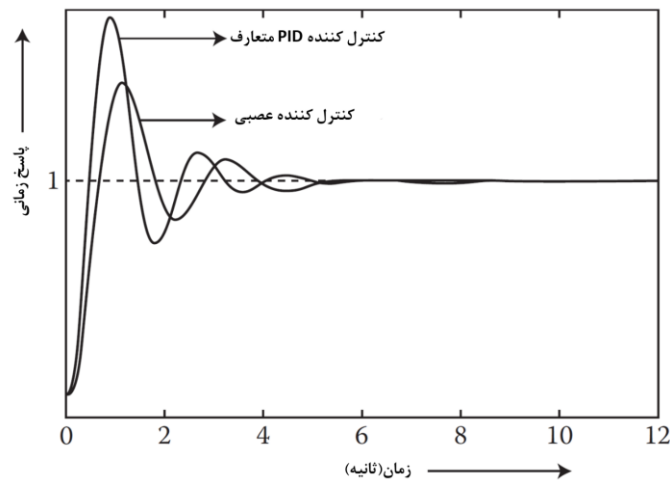
^۱ Balamurugan

^۲ Ziegler-Nichols

^۳ Yamagami

^۴ Combinedcycle power plant (CCPP)

^۵ Autoregressive with exogenous input (ARX)



شکل ۵-۱ مقایسه‌ای از پاسخ توربین گازی نیروگاهی با PID متعارف و شبکه عصبی [۷۵].

علی‌رغم تمام تلاش‌هایی که در حال حاضر در زمینه کنترل و مدل‌سازی توربین‌های گازی انجام می‌شود، باید توجه زیادی به این حوزه به منظور حل مشکلاتی که در فرآیند طراحی، ساخت، بهره‌برداری و نگهداری توربین‌های گازی صورت گیرد. مشکلات زیر را می‌توانید در مدل‌های موجود و سیستم‌های کنترل توربین‌های گازی مشاهده کرد:

روش‌های مدل‌سازی و کنترلی که بر اساس جعبه سفید^۱ هستند، به معادلات ترمودینامیکی و تعادل انرژی، مرتبط هستند و دارای مرتبه غیر خطی بالایی هستند و استفاده از روش‌های خطی برای ساده‌سازی و حل این دینامیک‌های پیچیده، اجتناب‌ناپذیر است. به همین ترتیب، مدل‌ها و سیستم‌های کنترل که با چنین معادلات ساده و یا خطی ساخته شده‌اند، به اندازه کافی دقیق نیستند که این منجر به مشکلات غیر قابل پیش‌بینی مانند خاموش شدن ناگهانی سیستم می‌شود. این امر نشان‌دهنده ضرورت استفاده از تکنیک‌هایی است که مستقل از دینامیک سیستم باشند. علاوه بر این، استفاده از کنترل‌کننده‌های کلاسیک PID ممکن است همیشه پاسخگوی هدف و مطلوب کنترلی مهندسی نباشد [۷۶]. شبکه‌های عصبی، توانایی نشان دادن دینامیک‌های بسیار پیچیده سیستم (به طور کاملاً مستقل از فیزیک سیستم) را دارد. از این رو، ضرورت تحقیق در این زمینه واضح است زیرا:

- قطعات توربین‌های گازی به تدریج فرسوده می‌شوند و کارایی خود را با زمان از دست می‌دهند. بنابراین پیش‌بینی رفتار توربین‌های گازی قدیمی بسیار دشوار است. از سوی دیگر، جایگزینی توربین‌های گازی قدیمی با جدید در اکثر موارد از لحاظ اقتصادی مقرون به صرفه نیست. استفاده از مدل‌های جعبه سیاه^۲ در این مورد، بخاطر مستقل بودن و سازگاری آنها با شرایط جدید، می‌تواند مفید باشد. با آموزش و استفاده از مدل آپدیت شده شبکه عصبی، برای مانیتورینگ شرایط، بر اساس مجموعه داده‌های جدید پارامترهای توربین‌های گازی، می‌توان مشکل را حل کرد.

^۱ White-box

^۲ Black-box

- در مقایسه با مدل های فیزیکی، منابع محدودی، مانند مدل های سیمولینک با شبکه های عصبی وجود دارد. مهم است که بدانیم روش های مختلف در زمینه شبکه های عصبی چگونه کار می کنند و چه سودی دارند و محدودیت های آنها چیست.
- اکثر مدل های توربین گازی موجود، بر اساس عملکرد حالت پایدار توربین های گازی ساخته شده اند. تحقیقات بیشتری باید در زمینه روش های راه اندازی و حالت گذرای توربین گازی انجام شود.
- شبیه سازی و کنترل توربین های گازی طیف وسیعی از فعالیت ها را پوشش می دهد. انواع مختلف توربین های گازی و انواع روش های مدل سازی و سیستم های کنترل وجود دارد. حتی در زمینه مدل سازی و کنترل عصبی، انواع رویکردهای استاتیک و دینامیک وجود دارد که تاکنون بررسی نشده است.

۶-۱ ساختار پایان نامه

در فصل دوم این پایان نامه مدل های موجود برای شبیه سازی توربین های گازی ارائه شده اند و معادلات حاکم بر توربین گازی بیان شده سپس با در نظر گرفتن ورودی های اغتشاش، سیستم شبیه سازی شده و نتایج تحلیل شده اند. در فصل سوم شبکه های عصبی به طور مختصر معرفی شده و کاربرد آن ها در سیستم های صنعتی بررسی شده است. همچنین شبکه عصبی مبتنی بر شعاع گوسی برای شبیه سازی و کنترل سرعت توربین گاز در این تحقیق به طور کامل ارائه شده است. در فصل چهارم این تحقیق کنترل کننده عصبی تطبیقی مبتنی بر روبتگر برای کنترل سرعت توربین گازی پیشنهاد شده و با اعمال یک اغتشاش سینوسی، نتایج شبیه سازی در حضور این کنترل کننده به تفصیل بررسی شده است. در فصل پنجم نتیجه گیری و پیشنهادات برای ادامه تحقیق در این زمینه به اختصار ارائه شده است.

۲ فصل دوم: معادلات حاکم بر توربین گازی

۲-۱ مقدمه

به دلیل رفتار پیچیده توربین های گازی، نیاز به پرداختن روی موضوع دینامیک های این سیستم ها و اتفاقات ناخواسته، هنگام کار توربین های گازی احساس می شود. همانطور که گفته شد هر فعالیتی در زمینه مدل سازی توربین های گازی با محدودیت های خودش همراه بوده است. نقش کلیدی توربین های گازی در توسعه صنعت این انگیزه را در محققان بوجود آورده که به دنبال روش هایی جدید برای تخمین رفتار دینامیکی سیستم های پیچیده باشند. تکنیک های تجربی و تحلیلی زیادی برای مدل سازی توربین های گازی توسعه یافته است. خوشبختانه تکنیک های شناسایی سیستم به صورت جعبه سیاه و مخصوصاً روش های شبکه عصبی می توانند محققان را برای ادامه کار در این زمینه یاری کنند. مطالعه در این زمینه می تواند به مدل های توربین گازی توان پایین و توربین های گازی صنعتی و مدل های آبرو^۱ تقسیم بندی شوند [۷۷ و ۷۸]. در این فصل یک مدل از توربین گازی با توان پایین بر اساس [۲۳] ارائه شده است.

۲-۲ مدل های توربین گازی

آنچه که در این قسمت بررسی خواهد شد نوشتن معادلات ترمودینامیکی حاکم بر حرکت سیستم تعیین پارامترهای اصلی ورودی ها خروجی ها و متغیرهای حالت جهت مدل سازی سیستم کنترل توربین گاز می باشد.

معادلات دینامیکی غیرخطی توربین گاز بر اساس اصول اولیه ترمودینامیک نوشته می شود. اما از معادلات جبری اجزای تشکیل دهنده توربین گازی نیز برای کامل نمودن مدل توربین گاز استفاده شده است. این معادلات جبری رفتار استاتیکی اجزاء توربین گاز را در حالت یکنواخت در نقاط عملکرد مختلف توصیف می نماید.

اما جهت بررسی و بهبود پاسخ دینامیکی سیستم توربین گازی از مدل فضای حالت نیز می توان استفاده کرد تا بتوان رفتار دینامیکی توربین را تجزیه و تحلیل کرد.

مدل های زیادی از توربین گازی در چند سال اخیر ارائه شده است. در ادامه توضیح مختصری از این مدل ها آمده است.

۲-۲-۱ مدل فیزیکی

مدل های فیزیکی مستقیماً از قوانین و ویژگی های ترمودینامیکی و دینامیکی به دست آمده اند. این مدل ها رفتار ترمودینامیکی حاصل از گازها را در چرخه برایتون پوشش می دهند. جهت سهولت در به دست آمدن معادلات دیفرانسیل رفتار توربین گازی فرضیات در نظر گرفته شده است. از جمله این قوانین در مدل سازی فیزیکی می توان به قانون پایستگی جرم و قانون پایستگی انرژی اشاره کرد .

^۱ aero

این معادلات با استفاده از قوانین ترمودینامیکی فیزیکی حاکم بر رفتار توربین گازی به دست آمده اند. رابطه (۲-۱) تعادل جرم کل را نشان می دهد در حالی که رابطه دوم آن به تعادل انرژی ورودی در توربین گازی مربوط می شود.

$$\frac{dm}{dt} = \dot{m}_{in} - \dot{m}_{out} \quad (2-1)$$

$$\frac{dU}{dt} = \dot{m}_{in} i_{in} - \dot{m}_{out} i_{out} + Q + W$$

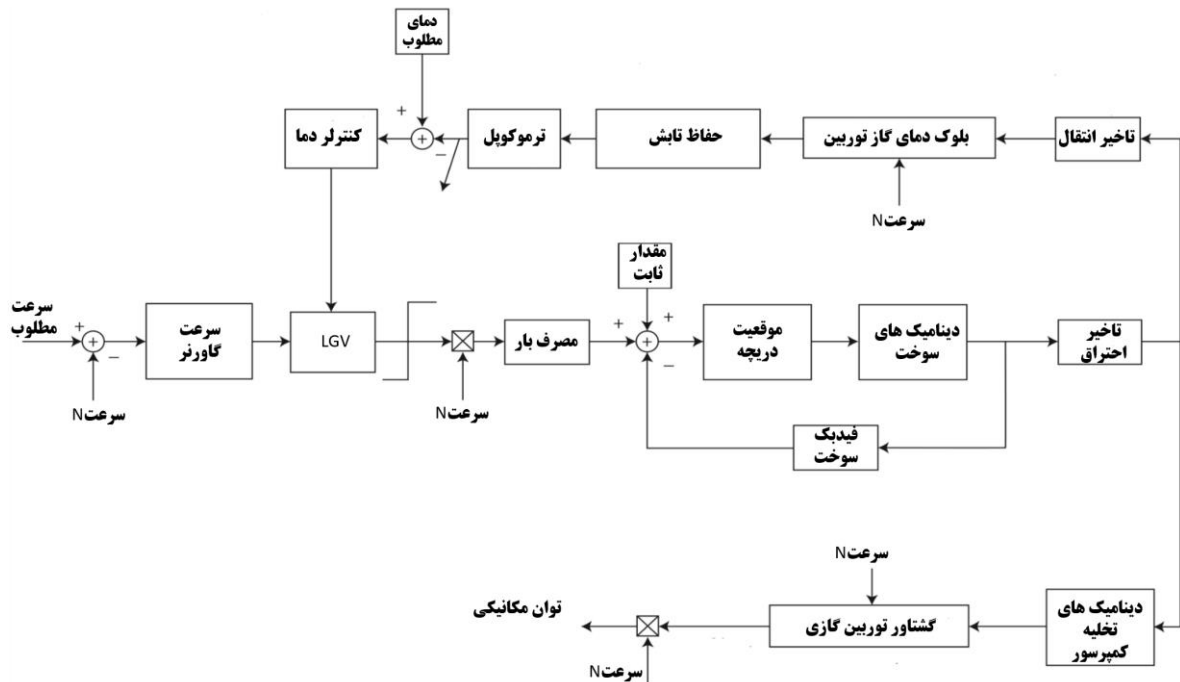
در این روابط m جرم U انرژی ورودی، i آنتالپی ویژه، Q گرمای ورودی و W کار انجام شده است. در چند سال اخیر انواع مختلفی از توربین های گازی برای کاربردهای متفاوت ساخته شده است. برای تولید توان، توربین های گازی به دو دسته مهم تقسیم بندی می شوند. توربین های گازی صنعتی با سیکل سنگین (توربین های گازی تک محوره) و توربین های گازی دو محوره.

۲-۲-۲ مدل توربین گازی روئن

این مدل در [۷۹] به طور کامل بیان شده است. که یک مدل ریاضی ساده شده برای توربین های گازی با سیکل سنگین می باشد. فرض های زیر برای ساخت این مدل در نظر گرفته شده است:

- الف) توربین گازی در یک چرخه برایتون ساده کار کند.
- ب) سرعت نسبتاً ثابت بین ۹۵ درصد تا ۱۰۷ درصد سرعت مجاز حفظ شود.
- ج) توربین در دمای محیط و فشار محیطی ۱۰۱/۲۵ کیلو پاسکال کار کند.

مدل با فرضیات فوق در شکل زیر به صورت بلوک دیاگرام ساده شده نشان داده شده است.



شکل ۱-۲ مدل توربین گازی روئن [۸۰].

سیستم کنترلی توربین گازی شامل سه حلقه کنترلی است:

۱- سیستم کنترل سرعت ۲ - سیستم کنترل دما و ۳- سیستم کنترل شتاب.

هر سه این توابع کنترلی به عنوان ورودی برای کمترین مقدار دریچه عمل می کنند.

حلقه کنترل سرعت به طور مستقیم با گاورنر در ارتباط است. حلقه کنترل دما، محدودیت دمای خروجی توربین گازی را نشان می دهد. دمای گاز خروجی توسط یک سوری ترموکوپل اندازه گیری می شود که در مدل نشان داده شده است. حلقه کنترل شتاب به منظور جلوگیری از افزایش ناگهانی سرعت ژنراتور در افت ناگهانی بار طراحی شده است .

با وجود یک مدل مناسب از توربین ها این امکان نیز وجود دارد تا طراحان، سیستم های کنترلی بهینه ای در جهت افزایش بازدهی این ادوات، طراحی و پیاده سازی کنند. هر سیستم کنترلی باید بتواند خروجی های سیستم را اندازه گیری نموده و بر اساس اهداف کنترلی عملیات لازم را برنامه ریزی نماید. علی رغم پیشرفت هایی که در این زمینه انجام شده است، متخصصین توربین های گازی در جست و جوی مدل های دینامیکی دقیق تر و کنترل کننده های سریعتر بوده تا بتوانند عملکرد مناسب توربین را در شرایط بروز اغتشاش ها مختلف تضمین نمایند.

یکی از محدودیت هایی که لازم است تا در توربین های گازی در نظر گرفته شود این حقیقت است که سرعت توربین نباید از محدوده مجاز تجاوز کند چرا که فرکانس توان تولیدی وابسته به آن بوده و تغییر سرعت توربین می تواند به منزله تغییر فرکانس توان خروجی ژنراتورها باشد. از طرفی دیگر لازم است تا دمای احتراق نیز به علت ملاحظات فیزیکی و اقتصادی در محدوده تعریف شده باشد. برای دستیابی به اهداف ذکر شده لازم

است تا حفاظت ها و کنترل های مختلفی برای توربین در نظر گرفته شود. سیستم های کنترلی توربین های گازی دارای پارامترهای مختلفی نظیر دمای ورودی-خروجی، سرعت شفت، نرخ تغییر سرعت شفت، شرایط احتراق و خنک سازی و ... می باشد. تمامی پارامترهای فوق می بایست در محدوده مجاز خود قرار داشته باشند. برای جلوگیری از صدمه دیدن توربین در هنگام بروز اغتشاش و خارج شدن یکی از متغیرهای فوق از محدوده مجاز لازم است تا تدابیر کنترلی ویژه ای در نظر گرفته شود. معمولا توربین های گازی در بردارنده کنترل های زیر می باشند:

الف) کنترل کننده استارت: این کنترل کننده مسئول استارت و افزایش سرعت توربین می باشد که بصورت کنترل مدار باز چند مرحله ای عمل می کند.

ب) کنترل کننده سرعت: این سرویس کنترل کننده استارت را در هنگام رسیدن سرعت توربین به سرعت نامی از مدار خارج می کند و مسئول تنظیم سرعت ژنراتور قبل از سنکرون سازی و همچنین بسته شدن ژنراتور می باشد.

ج) کنترل کننده بار: کنترل توربین بصورت خودکار از کنترل کننده سرعت به کنترل کننده بار بعد از بسته شدن مدار شکن ژنراتور و سنکرون سازی سیستم انتقال می یابد. کنترل بار مسئول افزایش یا کاهش بار توربین برای فراهم نمودن بار مورد نیاز می باشد.

د) کنترل کننده محدودسازی دمای بیشینه توربین: این کنترل کننده به عنوان یک محدود کننده دمای توربین عمل می کند. به عبارتی دیگر این کنترل کننده مسئول کنترل دمای توربین برای جلوگیری از افزایش دمای آن بیش از حد مجاز تعیین شده است.

ه) کنترل کننده محدودسازی بار مکانیکی توربین: این کنترل کننده مسئول این است تا بار توربین (گشتاور چرخشی آن) از حد مجاز خود فراتر نرود.

تمامی سیگنال های کنترلی ناشی از عملکرد کنترل کننده های فوق وارد بخش برنامه ریزی و کنترل توربین می شوند. این بخش مشخص می کند که در هر لحظه از زمان کدام یک از کنترل کننده فعال و کدام یک غیر فعال باشند. در حال حاضر تلاش متخصصین در راستای طراحی کنترل کننده های مناسب ترکیبی برای پیاده سازی اعمال کنترلی فوق می باشد. از جمله این کنترل کننده ها می توان به کنترل کننده های مبتنی بر منطق فازی، کنترل کننده های مبتنی بر الگوریتم های هوشمند نظیر حرکت جمعی ذرات^۱، کنترل کننده های مبتنی بر شبکه عصبی و همچنین کنترل کننده های صنعتی کلاسیک نظیر PID اشاره نمود.

سنتنو^۲ در [۸۱] جزئیات و توضیحات بیشتری از حلقه های کنترلی متفاوت و توابع کنترل متفاوت ارائه کرده است. دینامیک های توربین در مدل روئن توسط توابع f_1 و f_2 ایجاد شده اند. تاخیر های متناظر با انتقال گاز خروجی و فرایند احتراق با یک ثابت زمانی TCD نظر گرفته شده اند.

^۱ Particle Swarm Optimization (PSO)

^۲ Centeno

تابع f_1 (یعنی تابع نرخ سوخت و سرعت روتور) دمای گاز خروجی از توربین را محاسبه می کند. بلوک f_2 گشتاور خروجی توربین گازی را در برابر نرخ سوخت و سرعت روتور نشان می دهد. توابع f_1 و f_2 که به صورت روابط زیر نشان داده شده اند جزئیات بیشتری را از این مدل نشان می دهند:

$$f_1 = T_R + D\dot{m}_f + E(1 - N) \quad (2-2)$$

$$f_2 = A + B\dot{m}_f + C * (1 - N)$$

که T_R ، دمای گاز خروجی را نشان می دهد، N ، تغییرات سرعت روتور می باشد و \dot{m}_f نرخ سوخت است. سایر پارامترهای مدل روئن و توابع تبدیل آن برای توربین گازی در جدول ۱-۲ ذکر شده است.

جدول ۱-۲- پارامترهای مدل روئن شکل ۱-۱.

واحد	نماد	پارامتر
Pu	N	سرعت دورانی مطلوب
$T_{TC} = 250s$	$G_{TC}(s) = \frac{G_{TC}s + 1}{sT_{TC}}$	کنترل کننده دما
$T_{TR} = 2.5s$	$G_{TR}(s) = \frac{1}{1 + sT_{TR}}$	تابع تبدیل ترموکوپل
K	$T_R = 700$	دما مطلوب در خروجی
$T_{TH} = 15s$	$G_{SH}(s) = G_{SH} + \frac{1 - G_{SH}}{1 + sT_{TH}}$	حفاظ تابش
$T_{TD} = 0.04s$	$G_{TD}(s) = e^{-sT_{TD}}$	تاخیر انتقال
$T_{TD} = 0.04s$	$G_{CR}(s) = e^{-sT_{TD}}$	تاخیر محفظه احتراق
$T_{CD} = 0.2s$	$G_{CD}(s) = \frac{1}{1 + sT_{CD}}$	دینامیک تخلیه کمپرسور
$T_{FS} = 0.001s$	$G_{FS}(s) = \frac{1}{1 + sT_{FS}}$	دینامیک سوخت
-	$G_V(s) = \frac{1}{c + sb}$	موقعیت دریچه
-	$f_1 = T_R + D\dot{m}_f + E(1 - N)$	بلوک دمای توربین گاز
-	$f_2 = A + B\dot{m}_f + C * (1 - N)$	بلوک گشتاور توربین
	$a = 1, b = 0.005, c = 1$	a, b, c
	1.2566	maxIGV
-	0.6109	minIGV
-	0.23	مقدار ثابت

۲-۲-۳ مدل IEEE برای توربین گازی

در این مدل معادلات توربین گازی قبلاً توسط آیلر و همکاران [۲۳] برای کنترل لوپ شیپینگ^۱ بازبینی و تعمیم یافته است. ایده اصلی تحقیق آن ها بهبود پاسخ دینامیکی موتور بوده است. شکل ۱-۱ در فصل قبل اجزای اصلی موتور توربین گازی تک محوره شامل کمپرسور، محفظه احتراق و توربین را نشان می دهد و برای نشان دادن قسمت های مختلف توربین گازی و معادلات آن ها که در ادامه ذکر می شود کمک شایانی می کند.

۲-۲-۳-۱ فرضیات مدل سازی

اغلب سیستم های دینامیکی پیچیدگی های خاص خود را دارند لذا هنگام مدل سازی آن ها فرضیاتی را مد نظر قرار می دهد این فرضیات باید به گونه ای باشد که مدل حاصل شده علاوه بر اینکه پارامترهای اصلی و دینامیک

^۱ Loop shaping

حاکم بر سیستم را حفظ کند، مدلی قابل فهم و در عین حال اجرایی نیز باشد و نتایج آن تا حد امکان با نتایج تجربی موجود در سیستم مطابقت داشته باشد.

فرضیاتی که در مدل سازی غیرخطی این توربین گاز در نظر گرفته شده است عبارتند از:

الف) از تلفات حرارتی ناشی از انتقال حرارت به طریق جابجایی، تشعشع و هدایت صرف نظر می شود.

ب) خصوصیات فیزیکی - شیمیایی نظیر: حرارت ویژه در فشار ثابت، حرارت ویژه در حجم ثابت، ثابت ویژه گاز و توان آدیاباتیک ثابت می باشند.

ج) ضریب افت فشار در دهانه ورودی (σ_1) ثابت فرض می شود. این بدین معنا می باشد که اتلاف فشار کل در دهانه ورودی، درصد ثابتی از فشار کل ورودی P_0 می باشد.

د) در کمپرسور:

$$\dot{m}_{cin} = \dot{m}_{cout} = \dot{m}_c \text{ دبی جرمی ثابت است:}$$

$$U_p = \text{Constant} \text{ انرژی داخلی ثابت است:}$$

ه) در محفظه احتراق:

۱- ضریب افت فشار (σ_{comb}) ثابت فرض می شود.

۲- بازده احتراق (η_{comb}) ثابت فرض می شود.

۳- از آنتالپی سوخت صرف نظر می شود.

۴- محفظه احتراق یک محیط ایزوتروپ است.

و) در توربین:

$$\dot{m}_{Tin} = \dot{m}_{Tout} = \dot{m}_T \text{ دبی جرمی ثابت است:}$$

$$U_4 = \text{constant} \text{ انرژی داخلی ثابت است:}$$

ز) در دفکتور، ضریب افت فشار (σ_N) ثابت است.

۲-۲-۳-۲ معادلات اصلی حالت

روابط (۲-۳) تا (۲-۵) معادلات اصلی توربین گازی حاکم بر مدل IEEE را نشان می دهند که به کمک

قوانین ترمودینامیکی بدست آمده اند [۲۳]. تعریف هر کدام از پارامترهای این معادلات در جدول ۲-۱ و ۲-۲ و ۲-۳ ذکر شده است.

$$\frac{dm_{CC}}{dt} = \dot{m}_c + \dot{m}_f - \dot{m}_t \quad (۲-۳)$$

$$\frac{dP_3}{dt} = \frac{P_3}{m_{cc}} (\dot{m}_c + \dot{m}_f - \dot{m}_t) + \quad (2-4)$$

$$\frac{P_3}{T_3 C_{V_{med}} m_{cc}} (\dot{m}_c C_{P_{air}} T_2 - \dot{m}_t C_{P_{gas}} T_3 + q_f \eta_{cc} \dot{m}_f - C_{V_{med}} T_3 (\dot{m}_c + \dot{m}_f - \dot{m}_t))$$

$$\frac{dn}{dt} = \frac{1}{4\pi^2 In} [\dot{m}_t C_{P_{gas}} (T_3 - T_4) \eta_{mech} - \dot{m}_c C_{P_{air}} (T_2 - T_1) - 2\pi \frac{3}{50} n M_{load}] \quad (2-5)$$

جدول ۲-۱ تعریف پارامترها در روابط ۱-۲ تا ۳-۲.

واحد	نماد	پارامتر
rpm	N	سرعت دورانی
K	T_1	دما در قسمت ۱ (ورودی کمپرسور)
K	T_2	دما در قسمت ۲ (خروجی کمپرسور)
K	T_3	دما در قسمت ۳ (ورودی توربین)
K	T_4	دما در قسمت ۴ (خروجی توربین)
kPa	P_1	فشار در قسمت ۱ (ورودی کمپرسور)
kPa	P_2	فشار در قسمت ۲ (خروجی کمپرسور)
kPa	P_3	فشار در قسمت ۳ (ورودی توربین)
kPa	P_4	فشار در قسمت ۴ (خروجی توربین)
Kg/s	\dot{m}_c	دبی هوا در کمپرسور
-	$\eta_{mech}, \eta_{comb}, \eta_T, \eta_c$	بازده کمپرسور و توربین و محفظه احتراق و مکانیکی
Kg/s	\dot{m}_t	دبی گاز در توربین
Kg/s	\dot{m}_f	دبی سوخت ورودی
j/kg k	$C_{pair}, C_{pgas}, C_{vmed}$	گرمای ویژه
$Kg m^2$	I	ممان اینرسی
j/kg	qf	حداقل مقدار گرمای سوخت
N m	M_{load}	ممان بار
kg	m_{cc}	مقدار جرم گاز در محفظه احتراق

جدول ۲-۲ پارامترهای ورودی توربین گازی.

پارامتر	نماد	واحد	حدود تغییرات
نرخ جریان سوخت	\dot{m}_f	Kg/s	[۰/۰۰۳۶۷-۰/۰۲۷]
دمای ورودی کمپرسور	T_1	K	[۲۴۳/۱۵-۳۰۸/۱۵]
فشار ورودی کمپرسور	P_1	kPa	[۶۰-۱۱۰]
ممان بار	M_{load}	N m	[۰-۳۶۳]

جدول ۲-۳ پارامترهای خروجی توربین گاز.

واحد	نماد	پارامتر
rpm	n	سرعت دورانی
K	T_1	دما در قسمت ۱ (ورودی کمپرسور)
K	T_2	دما در قسمت ۲ (خروجی کمپرسور)
K	T_3	دما در قسمت ۳ (ورودی توربین)
K	T_4	دما در قسمت ۴ (خروجی توربین)
kPa	P_1	فشار در قسمت ۱ (ورودی کمپرسور)
kPa	P_2	فشار در قسمت ۲ (خروجی کمپرسور)
kPa	P_3	فشار در قسمت ۳ (ورودی توربین)
kPa	P_4	فشار در قسمت ۴ (خروجی توربین)
Kg/s	\dot{m}_{air}	نرخ جریان هوا
-	η_c, η_t	بازده کمپرسور و توربین
-	\dot{w}_c	توان کمپرسور
kW	\dot{w}_t	توان توربین
kW	\dot{w}_{net}	توان توربین گازی شبکه
-	η_{gt}	بازده توربین گازی
Kg/kWh	SFC	مصرف سوخت ویژه
-	F	نسبت سوخت به هوا
-	PRc	نسبت فشار در کمپرسور

همان طور که در این معادلات مشاهده می شود، سه معادله اصلی حالت برای مدل سازی سیستم کنترل توربین گاز استفاده شده است.

متغیرهای حالت سیستم m_{cc}, P_3, n هستند. معادلات (۲-۲) تا (۲-۴) با معادلات تکمیلی در مقاطع مختلف توربین گازی کامل می گردد که در ادامه معادلات تکمیلی بیان شده است.

۲-۲-۳-۳ معادلات تکمیلی

معادلات ساختاری، رفتار استاتیکی توربین گاز را در نقاط عملکرد مختلف توصیف می کند. این معادلات، ارتباط بین پارامترهای اصلی توربین گاز را در مقاطع مختلف نشان می دهد. معادلات تکمیلی استفاده شده برای مدل این توربین گازی عبارتند از:

الف) دو معادله که به کمک فرضیات اولیه مدل سازی مبنی بر ثابت بودن ضرایب افت فشار σ_{comb} ، σ_1, σ_N برای فشار کل پس از کمپرسور (P_2) و توربین (P_4) به دست می آید:

$$P_2 = \frac{P_3}{\sigma_{comb}} \quad (2-6)$$

$$P_4 = \frac{P_1}{\sigma_1 \sigma_N} \quad (2-7)$$

ب) معادله گاز ایده آل در محفظه احتراق:

$$T_3 = \frac{P_3 V_{comb}}{m_{comb} R_{med}} \quad (2-8)$$

ج) معادلات مربوط به دمای کل پس از کمپرسور (T_2) و دمای کل پس از توربین (T_4):

۱- دمای کل پس از کمپرسور، با استفاده از بازده ایزنتروپیک کمپرسور، به صورت زیر محاسبه می شود:

$$T_2 = T_1 \left(1 + \frac{1}{\eta_c} \left(\left(\frac{P_2}{P_1} \right)^{\frac{K_{air}-1}{K_{air}}} - 1 \right) \right) \quad (2-9)$$

۲- دمای کل پس از توربین، با استفاده از بازده ایزنتروپیک توربین، به صورت زیر محاسبه می شود:

$$T_4 = T_3 \left(1 - \eta_T \left(1 - \left(\frac{P_4}{P_3} \right)^{\frac{K_{air}-1}{K_{air}}} \right) \right) \quad (2-10)$$

د) معادلات مربوط به دبی جرمی و دبی جرمی بدون بعد کمپرسور و توربین به ترتیب از روابط زیر

محاسبه می شود:

$$\dot{m}_c = \text{const}(1) q(\lambda_1) \frac{P_1}{\sqrt{T_1}} \quad (2-11)$$

$$\dot{m}_T = \text{const}(2) q(\lambda_3) \frac{P_3}{\sqrt{T_3}} \quad (2-12)$$

در معادلات فوق، $q(\lambda_1)$ و $q(\lambda_3)$ به ترتیب نشانگر دبی جرمی بدون بعد برای کمپرسور و توربین بوده

و به صورت زیر بیان می شود:

$$q(\lambda_1) = f_1 \left(\frac{n}{\sqrt{\frac{T_1}{288.15}}}, \frac{P_2}{P_1} \right) \quad (2-13)$$

$$q(\lambda_3) = f_2 \left(\text{const}(3) \frac{n}{\sqrt{T_3}}, \frac{P_3}{P_4} \right) \quad (2-14)$$

در این معادلات، $q(\lambda_1)$ تابعی از عدد تصحیح شده n و نسبت فشار در کمپرسور است. $q(\lambda_3)$ نیز تابعی

از سرعت بدون بعد و نسبت فشار در توربین است.

ه) معادلات بازده برای کمپرسور و توربین که به ترتیب به صورت زیر بیان می شود:

$$\eta_c = g_1 \left(\frac{n}{\sqrt{\frac{T_1}{288.15}}}, q(\lambda_1) \right) \quad (2-15)$$

$$\eta_T = g_2 \left(\text{const}(3) \frac{n}{\sqrt{T_3}}, \frac{P_3}{P_4} \right) \quad (2-16)$$

برای به دست آوردن این پارامترها و ضرایب از تقریب های زیر استفاده می شود:

۱- دبی جرمی بدون بعد کمپرسور تابع خطی از عدد تصحیح شده n تابع خطی از نسبت فشار در کمپرسور است:

$$q(\lambda_1) = a_1 \frac{n}{\sqrt{\frac{T_1}{288.15}}} \frac{P_2}{P_1} + a_2 \frac{n}{\sqrt{\frac{T_1}{288.15}}} + a_3 \frac{P_2}{P_1} + a_4 \quad (2-17)$$

۲- بازده ایزنتروپیک کمپرسور، تابع خطی از عدد تصحیح شده n و تابع خطی از دبی جرمی بدون بعد کمپرسور است:

$$\eta_c = b_1 \frac{n}{\sqrt{\frac{T_1}{288.15}}} q(\lambda_1) + b_2 \frac{n}{\sqrt{\frac{T_1}{288.15}}} + b_3 q(\lambda_1) + b_4 \quad (2-18)$$

۳- دبی جرمی بدون بعد توربین، تابعی از سرعت بدون بعد و تابع خطی از نسبت فشار در توربین است:

$$q(\lambda_1) = c_1 \text{const}(3) \frac{n}{\sqrt{T_3}} \frac{P_3}{P_4} + c_2 \text{const}(3) \frac{n}{\sqrt{T_3}} + c_3 \frac{P_3}{P_4} + c_4 \quad (2-19)$$

۴- بازده ایزنتروپیک توربین، تابع خطی از سرعت بدون بعد و نسبت فشار توربین است:

$$\eta_T = d_1 \text{const}(3) \frac{n}{\sqrt{T_3}} \frac{P_3}{P_4} + d_2 \text{const}(3) \frac{n}{\sqrt{T_3}} + d_3 \frac{P_3}{P_4} + d_4 \quad (2-20)$$

ضرایب ثابت معادلات (۲-۱۷) تا (۲-۲۰) در جدول ذکر شده است.

جدول ۲-۲ ضرایب ثابت در مدل سازی یک مدل توربین گازی نمونه.

i	a_i	b_i	c_i	d_i	Const(i)
۱	۰/۰۰۰۳۵۳۱۹	-۰/۰۰۰۵۹۵۷۶	-۰/۰۳۲۴۸	۰/۱۴۴	۰/۰۰۰۲۳
۲	۰/۰۰۱۱۰۹۷	۰/۰۰۰۲۸۸۴۸	۰/۰۰۱۸۲۱۸	۰/۰۰۲۱۳۱	۰/۰۰۰۴۶
۳	-۰/۴۶۱۱	۰/۵۲۶۵	۰/۰۴۷۸۴۳	-۰/۱۹۶۸۵	۰/۰۲۸۳۲
۴	۰/۱۶۶۳۵	۰/۴۲۰۵۱	۰/۱۶۲۰۶	۱/۰۷	-----

می توان تمام معادلات ساختاری را در معادلات دینامیکی حالت (۲-۳) تا (۲-۵) جایگزین نمود. بنابراین مدل توربین گاز شامل ۳ معادله دینامیک می باشد. بدین ترتیب می توان توربین گاز را با سه متغیر حالت شامل m_{cc}, P_3, n مدل کرده و عملکرد آن را به کمک مدل حاصله مورد تجزیه و تحلیل قرار داد.

۲-۲-۳-۴ محدوده عملکرد مدل غیر خطی

حوزه عملکرد توربین نمونه مورد استفاده در این تحقیق به صورت زیر می باشد:

$$X = [m_{cc} \ P_3 \ n] \quad (۲-۲۱)$$

$$0.0021 < m_{cc} < 0.011, \quad 101334 < P_3 < 357894, \quad 650 < n < 833.33$$

محدوده تنها متغیر ورودی یعنی \dot{m}_f نیز به صورت زیر می باشد:

$$0.00367 < \dot{m}_f < 0.027 \quad (۲-۲۲)$$

و بردار پارامترهای اغتشاش در نظر گرفته شده برای این مدل نیز به شکل زیر خواهد بود:

$$d = [P_1 \ T_1 \ M_{Load}] \quad (۲-۲۳)$$

$$98700 < P_1 < 110000, \quad 283 < T_1 < 308, \quad 0 < M_{Load} < 363$$

و در انتها بردار متغیرهای خروجی به صورت زیر می باشد:

$$d = [T_4 \ n] \quad (۲-۲۴)$$

این دو متغیر، قابل اندازه گیری می باشند.

۲-۲-۴ شبیه سازی و تحلیل سیستم

مقادیر اولیه متغیرهای حالت مربوط به یکی از نقاط کاری توربین گاز در نظر گرفته می شود:

$$n = 730.7(1/\text{sec})$$

$$P_3 = 208270(\text{Pa}) \quad (۲-۲۵)$$

$$m_{cc} = 0.0043(\text{kg})$$

و در حالت برداری نقطه کاری فوق برابر است با:

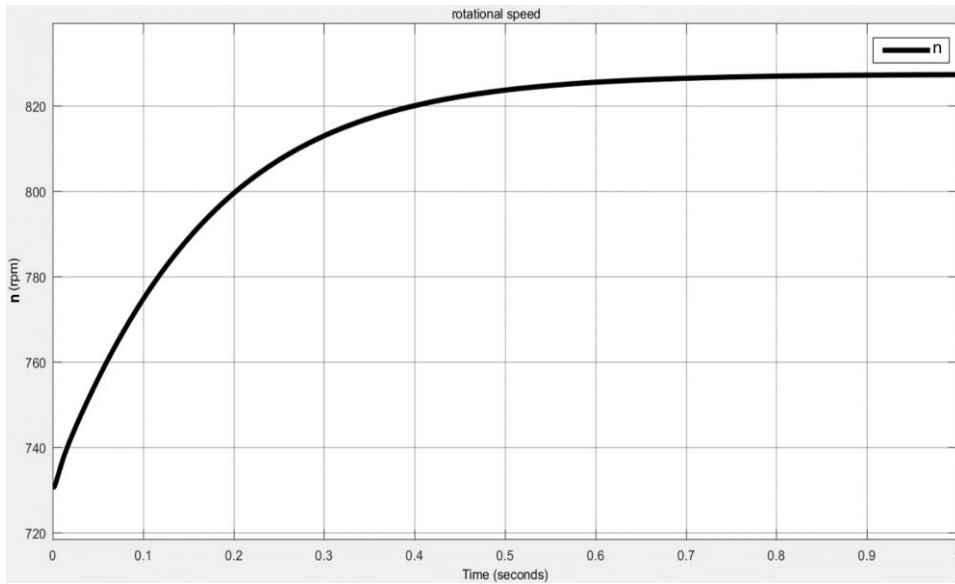
$$(۲-۲۶)$$

$$X_0 = [730.7 \ 208270 \ 0.0043]^T$$

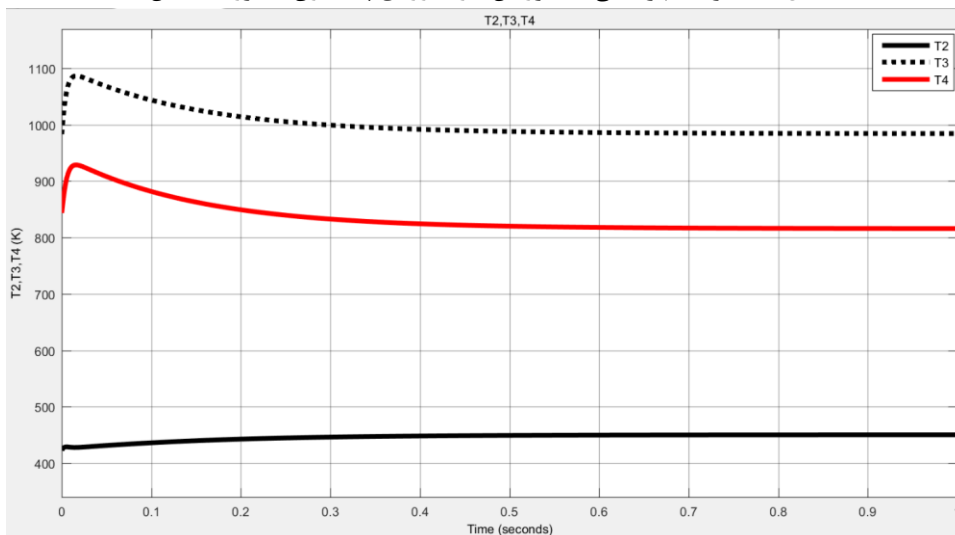
حال با تعیین ورودی های مختلف برای سیستم و اجرای مدل بدون اعمال بردار اغتشاش d شبیه سازی در زمان دلخواه انجام شده و نتایج در ادامه ارائه شده است.

۱-۴-۲-۲ ورودی پله

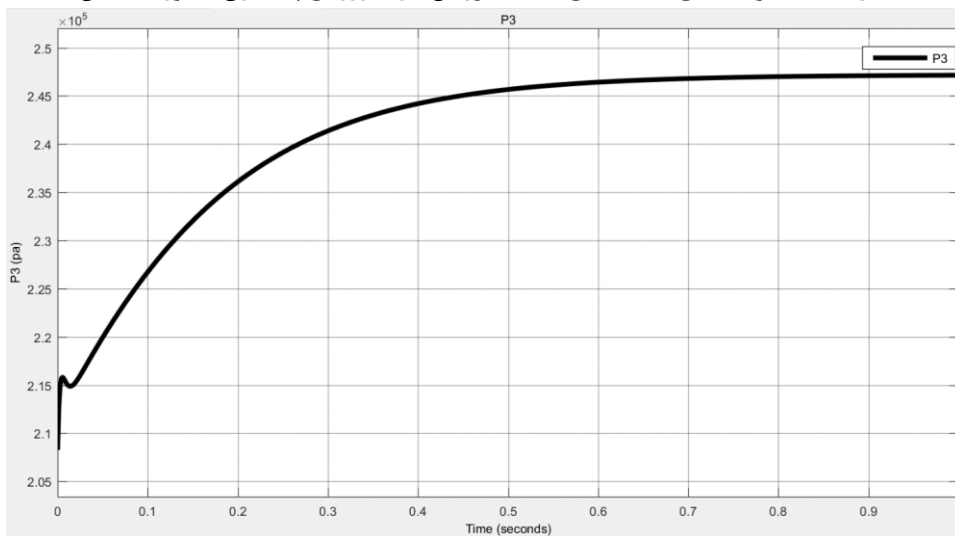
با اعمال ورودی پله در لحظه $t=0$ دبی سوخت از 0.119 (کیلوگرم بر ثانیه) به 0.13 (کیلوگرم بر ثانیه) می
رسد.



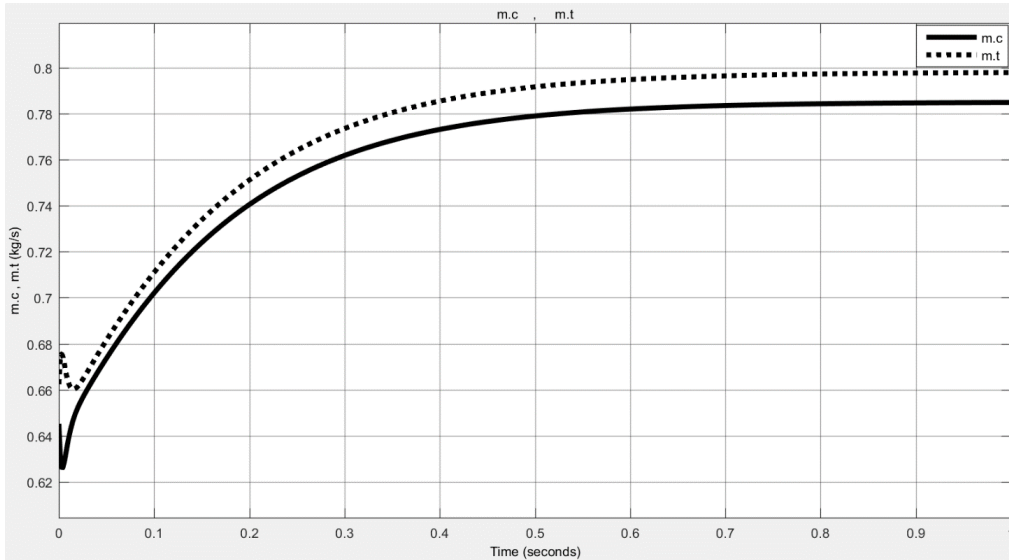
شکل ۲-۲ سرعت چرخشی (n) توربین گاز به ورودی پله بدون حضور اغتشاش.



شکل ۲-۳ تغییرات دمای قسمت های مختلف توربین گاز به ورودی پله بدون حضور اغتشاش.



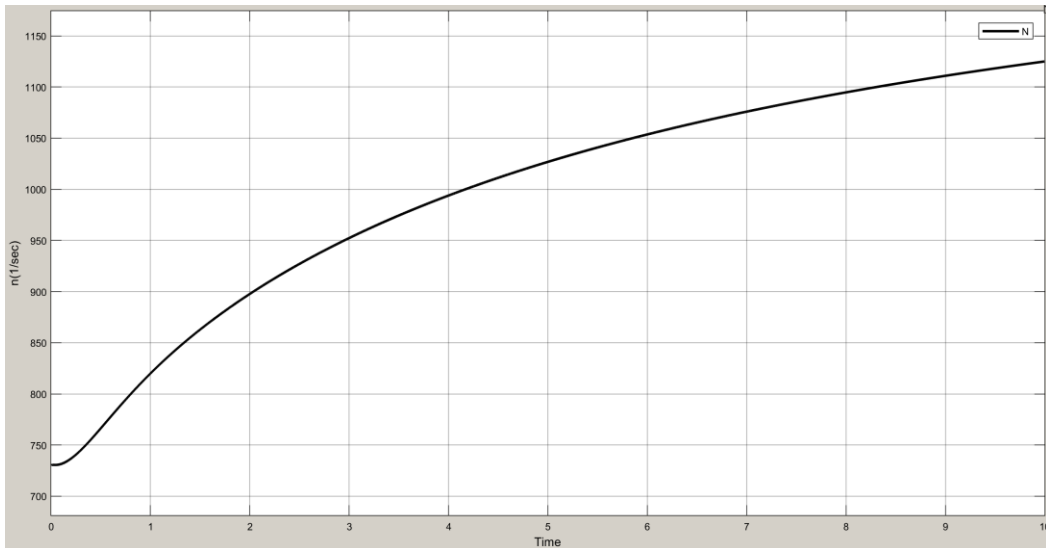
شکل ۲-۴ تغییرات فشار ورودی توربین (P_3) به ورودی پله بدون حضور اغتشاش.



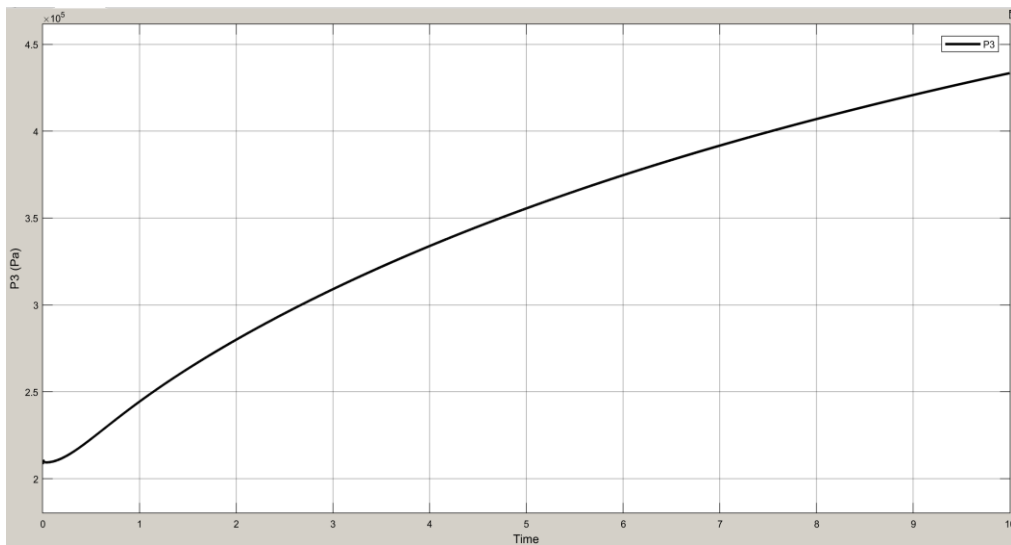
شکل ۲-۵ تغییرات دبی سوخت توربین و کمپرسور به ورودی پله بدون حضور اغتشاش.

۲-۲-۴-۲ ورودی شیب

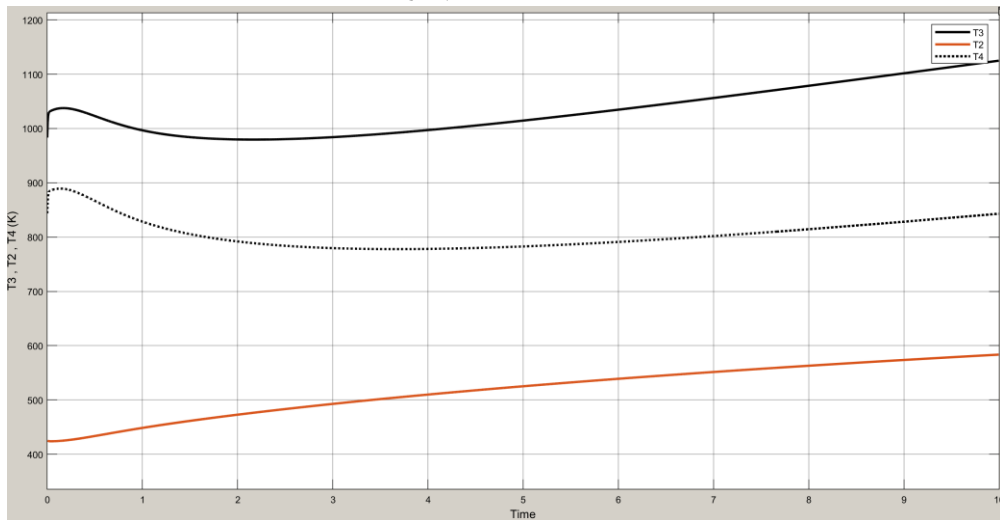
با اعمال ورودی شیب در لحظه $t=0$ مقدار سوخت را به صورت خطی از مقدار اولیه 0.119 (کیلوگرم بر ثانیه) با شیب 0.011 (کیلوگرم بر ثانیه) افزایش داده و نتایج به صورت شکل های تا بدست آمده است.



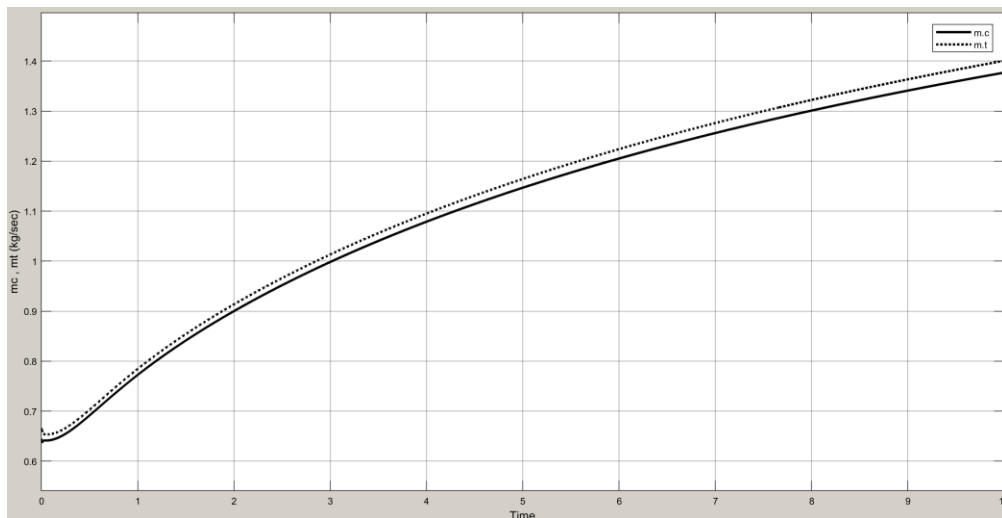
شکل ۲-۶ تغییرات سرعت چرخشی به ورودی شیب.



شکل ۲-۷ تغییرات فشار ورودی کمپرسور به ورودی شیب.



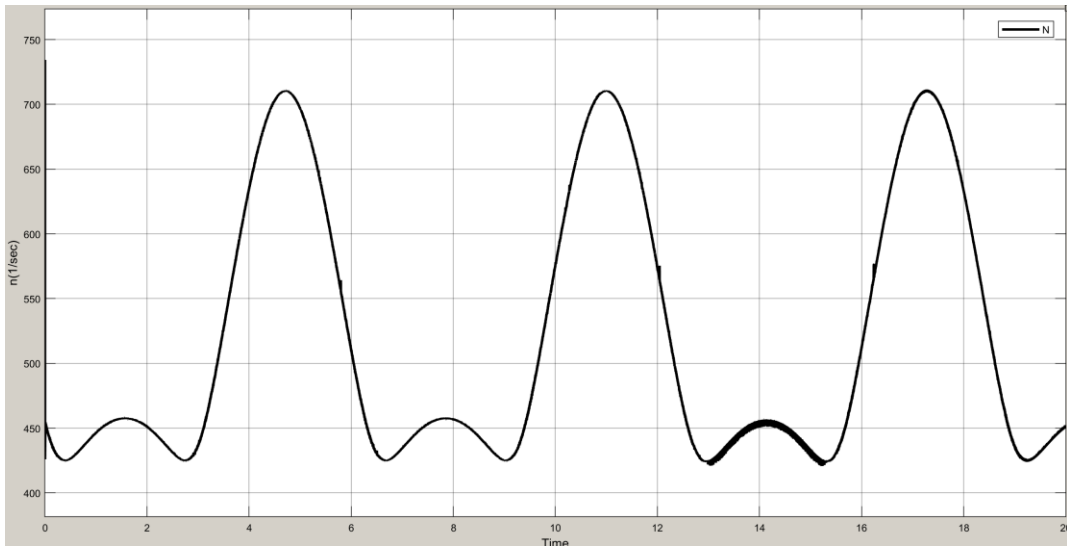
شکل ۲-۸ تغییرات دمای قسمت های مختلف توربین و کمپرسور به ورودی شیب.



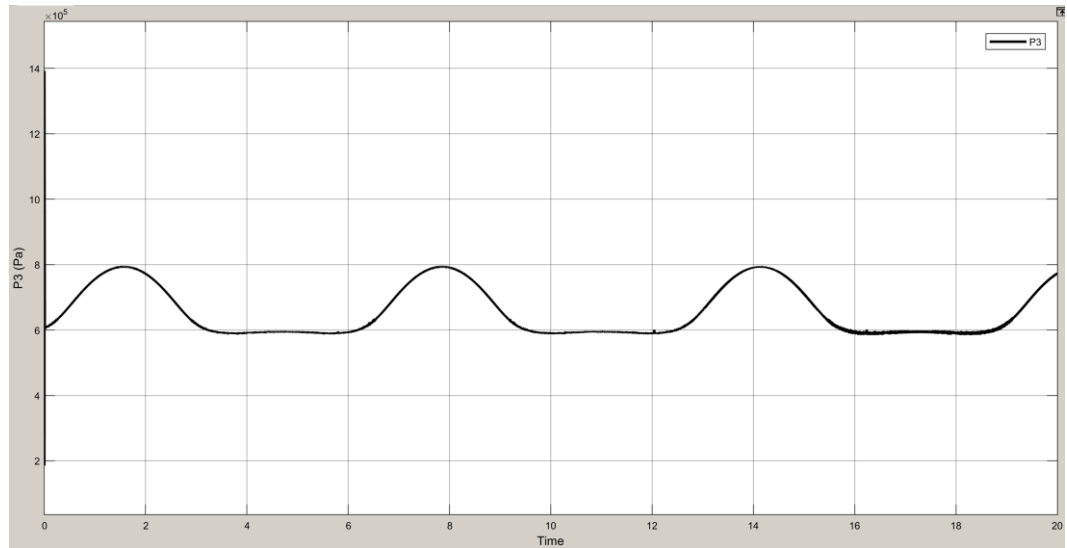
شکل ۹-۲ تغییرات دبی سوخت توربین و کمپرسور به ورودی شیب.

۳-۴-۲-۲ ورودی سینوسی

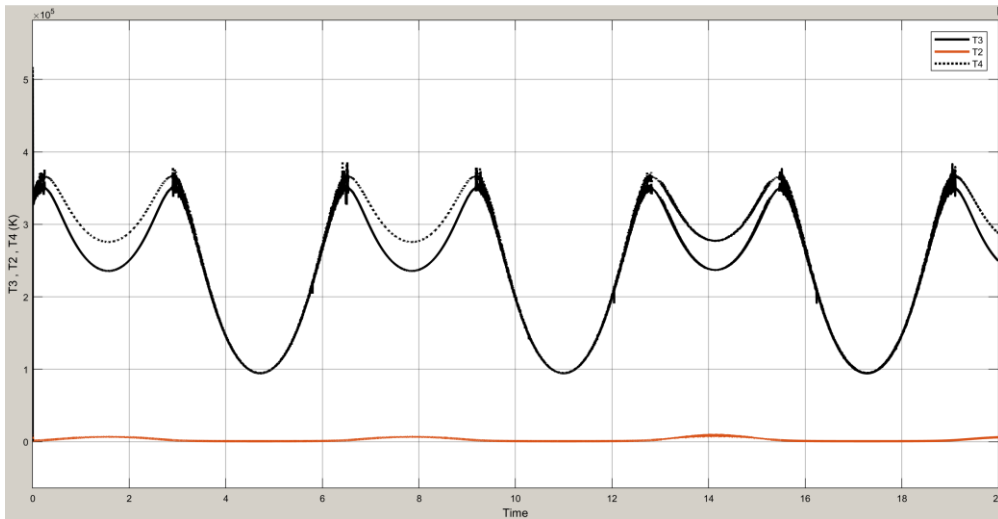
موج سینوسی با دامنه ۱ (کیلوگرم بر ثانیه) و فرکانس ۱ رادیان بر ثانیه با یک پله به اندازه ۲ (کیلوگرم بر ثانیه) ترکیب شده تا از منفی شدن دبی سوخت جلوگیری شود و سپس به عنوان ورودی توربین گازی به فرآیند اعمال گردیده است. در ادامه نتایج حاصل از این موج سینوسی ارائه شده است.



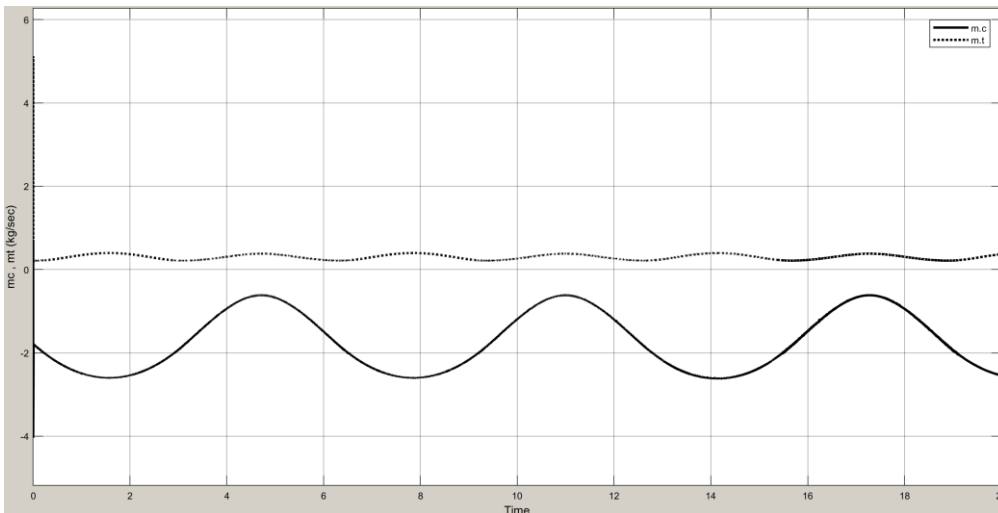
شکل ۱۰-۲ تغییرات سرعت چرخشی (N) به ورودی سینوسی.



شکل ۱۱-۲ تغییرات فشار ورودی توربین (P_3) به ورودی سینوسی.



شکل ۱۲- تغییرات دمای قسمت های مختلف توربین و کمپرسور به ورودی سینوسی.



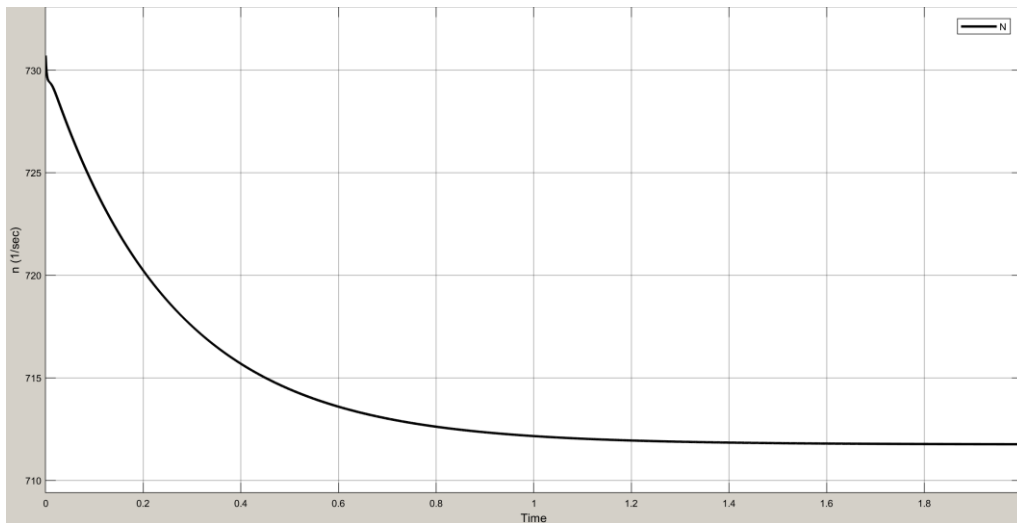
شکل ۱۳- تغییرات دبی سوخت توربین و دبی سوخت کمپرسور به ورودی سینوسی.

۲-۲-۵ تاثیر ورودی های اغتشاش

جهت مشاهده تغییرات متغیرهای حالت، با افزایش یا کاهش هر یک از پارامترهای T_1, P_1, M_{Load} در یک دبی سوخت ثابت (به عنوان ورودی)، اثر هر کدام از این ورودی ها به عنوان اغتشاش روی پاسخ سیستم توربین گاز بررسی می شود.

۲-۲-۵-۱ تاثیر افزایش فشار محیط (P_1)

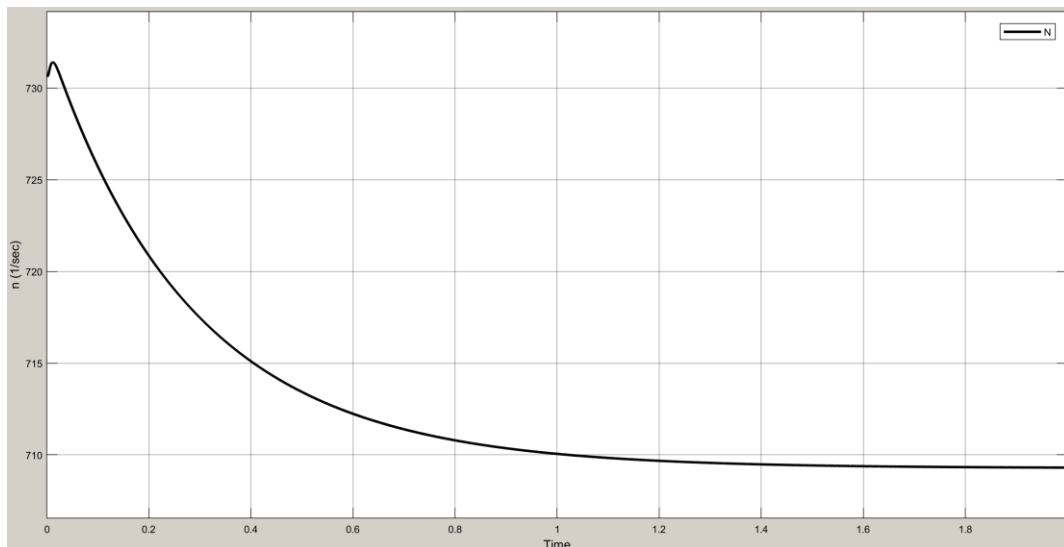
در این قسمت در حالی که دبی سوخت ورودی در مقدار 0.119 کیلوگرم بر ثانیه ثابت است فشار محیط از 98711 پاسکال به مقدار 100000 پاسکال افزایش پیدا کرده است سرعت چرخشی توربین گازی پس از اعمال این اغتشاش در شکل ارائه گردیده است.



شکل ۱۴-۲ پاسخ سرعت توربین گازی (N) پس از اعمال اغتشاش .

۲-۲-۵-۲ تاثیر افزایش دمای محیط (T_1)

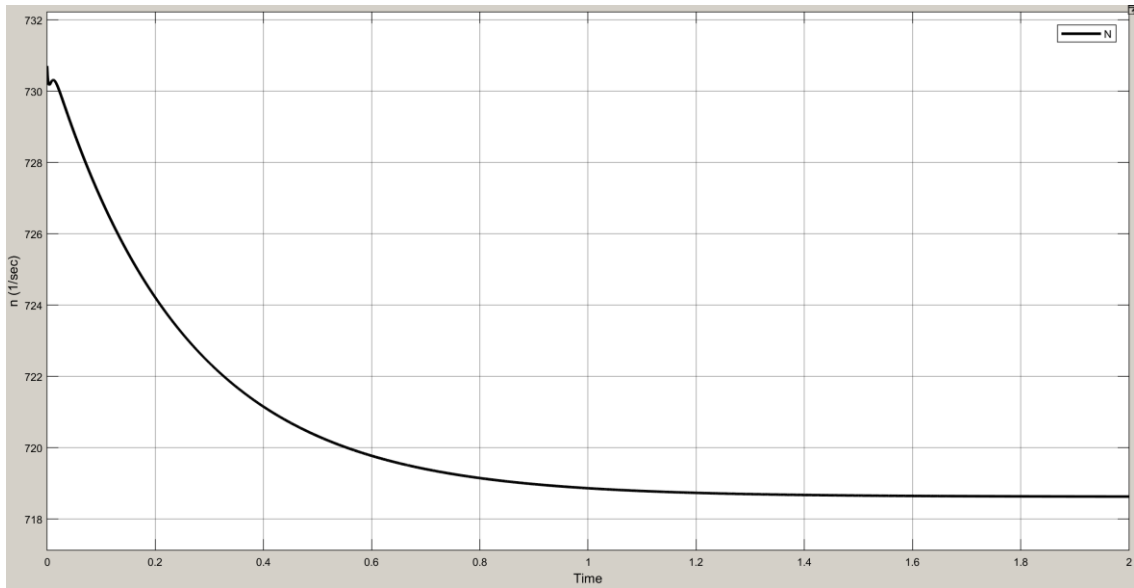
در این قسمت در حالی که دبی سوخت ورودی در مقدار 0.0119 کیلوگرم بر ثانیه ثابت است دمای محیط از 305 کلوین به مقدار 315 کلوین افزایش پیدا کرده است سرعت چرخشی توربین گازی پس از اعمال این اغتشاش در شکل ارائه گردیده است.



شکل ۱۵-۲ پاسخ سرعت توربین گازی (N) پس از اعمال اغتشاش .

۲-۲-۵-۳ تاثیر افزایش بار (M_{Load})

در این قسمت در حالی که دبی سوخت ورودی در مقدار 0.0119 کیلوگرم بر ثانیه ثابت است مقدار بار از $99/2$ نیوتن متر به مقدار 100 نیوتن متر افزایش پیدا کرده است سرعت چرخشی توربین گازی پس از اعمال این اغتشاش در شکل ارائه گردیده است.



شکل ۱۶-۲ پاسخ سرعت توربین گازی (N) پس از اعمال اغتشاش .

۲-۲-۶ خطی سازی سیستم توربین گاز

خطی سازی سیستم توربین گاز حول نقطه کار (بردار X_0) را می توان به کمک دستورات متلب انجام داد. با در نظر گرفتن ۴ ورودی ($[m_f \ P_1 \ T_1 \ M_{Load}]$) و دو خروجی ($[T_4 \ n]$) در مجموع ۸ تابع تبدیل خطی وجود خواهد داشت که در جدول تمامی این توابع تبدیل ارائه شده است.

جدول ۲-۳ تمامی توابع تبدیل خطی بین ورودی و خروجی های سیستم توربین گازی.

تابع تبدیل	خروجی	ورودی
$G_{11} = \frac{8.717e006s^2 + 3.734e009s - 3.262e010}{s^3 + 555.2s^2 + 7.607e004s + 3.077e005}$	T_4	\dot{m}_f
$G_{12} = \frac{3.236e008s + 3.843e010}{s^3 + 555.2s^2 + 7.607e004s + 3.077e005}$	n	\dot{m}_f
$G_{21} = \frac{0.001491s^3 - 0.7422s^2 - 375.2s + 1611}{s^3 + 555.2s^2 + 7.607e004s + 3.077e005}$	T_4	P_1
$G_{22} = \frac{-0.1844s^2 - 65.21s - 2710}{s^3 + 555.2s^2 + 7.607e004s + 3.077e005}$	n	P_1
$G_{31} = \frac{633.4s^2 + 2.285e005s + 1.422e006}{s^3 + 555.2s^2 + 7.607e004s + 3.077e005}$	T_4	T_1
$G_{32} = \frac{21.28s^2 + 9851s - 3.292e005}{s^3 + 555.2s^2 + 7.607e004s + 3.077e005}$	n	T_1
$G_{41} = \frac{1.26s^2 + 8484s + 2.46e006}{s^3 + 555.2s^2 + 7.607e004s + 3.077e005}$	T_4	M_{Load}
$G_{42} = \frac{-29.43s^2 - 154e004s - 1.935e006}{s^3 + 555.2s^2 + 7.607e004s + 3.077e005}$	n	M_{Load}

۳ فصل سوم : شبکه های عصبی

۱-۳ مقدمه

در این فصل به معرفی مختصری درباره معماری شبکه های عصبی، قوانین یادگیری (الگوریتم های شبکه عصبی)، کاربردهای شبکه عصبی در کنترل پرداخته می شود. یکی از شناساگرها، شبکه های عصبی هستند. به این علت که اکثر سیستم هایی که در عمل می خواهیم کنترل نمائیم، غیرخطی بوده و یا پارامترهای نامعلوم و متغیر دارند، و نمی توان جهت پایدارسازی و یا اخذ قابلیت های موردنظر در پاسخ سیستم، تابع تبدیل تغییرات زیادی از خود نشان می دهد که در مقاطع مختلف نیاز به کنترل کننده هایی با پارامترهای تغییرپذیر برحسب موقعیت دارد. در اینجا است که شبکه های عصبی به خاطر قابلیت عملکرد غیرخطی و نیز سرعت بالای محاسبات که ناشی از پردازش موازی است مورد توجه قرار می گیرند. البته این موضوع در طبیعت، در ساختمان عملکرد مغز موجودات زنده رعایت شده است و حرکت بشر در این مسیر نظیر دیگر کارهای وی، یک امر عادی می باشد. در زمینه کنترل، از شبکه های عصبی در راستای هدایت حالتی از سیستم، به دلیل توانایی یادگیری می توان استفاده کرد. روش کار بدین صورت است که سیگنال کنترل اعمالی به سیستم به طور مستقیم تحت هدایت شبکه بوده که با بهینه کردن یک تابع معیار مشخص می شود.

از زمانی که شبکه عصبی برای اولین بار توسط برنارد ویدرو^۱ در دهه ۱۹۵۰ معرفی شد، یک چالش همیشگی برای محققان، یافتن راه حل های مبتنی بر شبکه عصبی برای طراحی، تولید، توسعه و راه اندازی نسل های جدید سیستم های صنعتی بوده است. اولین گام در شناسایی سیستم و فرآیند مدل سازی، به دست آوردن اطلاعات کافی در مورد سیستمی که باید مدل شود، است. علاوه بر این، هدف مدل سازی نیز باید مشخص باشد. سیستم های صنعتی ممکن است برای مانیتورینگ شرایط، تشخیص خطا و تشخیص، اعتبار سنجی سنسور، شناسایی سیستم و بهینه سازی سیستم های کنترل، مدل سازی شوند [۸۲].

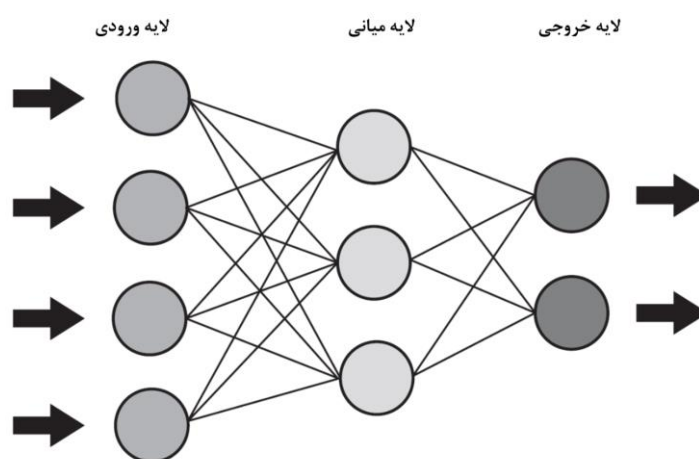
شبکه های عصبی می توانند برای برآزش تابع، تقریب، شناسایی الگو، دسته بندی، استخراج تصویر، کاهش صدا، برون یابی و مدل سازی دینامیکی و پیش بینی استفاده شوند. در این بخش به اختصار، شبکه های عصبی و عناصر اصلی آن ها ارائه می شود.

۲-۳ شبکه عصبی

ایده اصلی ایجاد شبکه عصبی برای حل مشکلات پیچیده در حوزه های علمی مانند مهندسی، روانشناسی، زبان شناسی، فلسفه، اقتصاد، عصب شناسی و غیره بود. شبکه عصبی به عنوان یک سیستم محاسباتی تعریف می شود که متشکل از یک گروه از نورون ها با توابع فعال ساز خطی یا غیرخطی است. این عناصر اطلاعات را با پاسخ دینامیکی خود پردازش می کنند [۸۳]. نورون ها در لایه های مختلفی از جمله لایه ورودی، لایه میانی و لایه خروجی وجود دارند. تعداد نورون ها و لایه ها در مدل شبکه عصبی به درجه پیچیدگی دینامیک های

^۱ Bernard Widrow

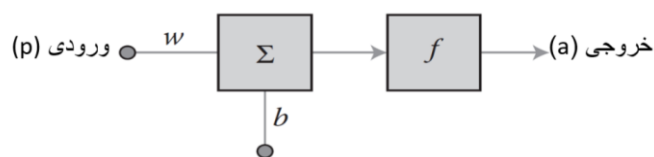
سیستم بستگی دارد. شبکه عصبی از طریق یک فرآیند تکراری بنام آموزش، رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌های سیستم را یاد می‌گیرد. هر ورودی به نورون دارای وزن مخصوص خودش است. مقادیر قابل تنظیم هستند، که در طول فرآیند آموزش تعیین می‌شوند. انتخاب پارامترهای مناسب به عنوان ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه عصبی برای ساخت یک مدل دقیق و قابل اطمینان، بسیار مهم است. در دسترس بودن داده‌ها برای پارامترهای انتخاب‌شده، دانش سیستم برای شناسایی اتصالات بین پارامترهای مختلف و اهداف ایجاد یک مدل عوامل اصلی در انتخاب ورودی‌ها و خروجی‌های مناسب هستند. دقت پارامترهای خروجی انتخاب‌شده را می‌توان با آنالیز حساسیت بررسی کرد. شکل ۳-۱ ساختار ساده‌ای از شبکه عصبی را با چهار ورودی، دو خروجی و سه نورون در یک لایه میانی نشان می‌دهد.



شکل ۳-۱ یک ساختار ساده برای شبکه عصبی با لایه‌های ورودی، میانی و خروجی.

۳-۳ مدل نورون مصنوعی

نورون مصنوعی تنها عنصر اصلی و اساسی تمامی ساختارهای شبکه عصبی است. شکل ۳-۲ یک نورون تک ورودی ساده را با ورودی، خروجی و اجزای آن شامل مجموع و بلوک تابع را نشان می‌دهد [۸۴].



شکل ۳-۲ ساختار نورون تک ورودی.

a ، f ، b ، w ، p و a ، ورودی عددی، وزن عددی، بایاس، تابع فعال ساز و خروجی عددی هستند. خروجی نورون با رابطه (۳-۱) محاسبه می‌شود.

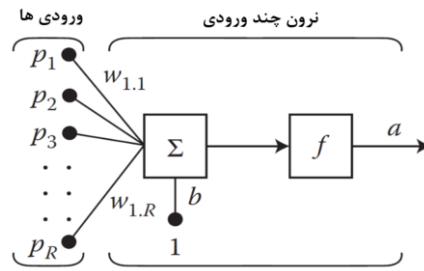
$$a = f(w * p + b) \quad (3-1)$$

پارامترهای w و b را می‌توان با قوانین آموزش به گونه‌ای تنظیم کرد که رابطه بین ورودی و خروجی، هدف مورد انتظار را برآورده کند [۸۵]. بایاس یک وزن است که به گره‌های دیگر متصل نیست و ورودی آن همیشه به یک تنظیم می‌شود. هدف از بایاس، جابه‌جایی مبدأ تابع فعال ساز برای هم‌گرایی سریع‌تر است.

بنابراین، بایاس به یک‌گه اجازه می‌دهد تا خروجی داشته باشد حتی اگر ورودی صفر باشد. نورون معمولاً بیش از یک ورودی دارد. شکل ۳-۳ و شکل ۳-۴ ساختارهای نورونی چند ورودی با یک و چند نورون در لایه میانی را نشان می‌دهند [۸۵]. R و S نشان‌دهنده تعداد عناصر بردار ورودی و تعداد نورون‌ها در لایه هستند. در این حالت ورودی P ، وزن w ، و خروجی a ، برداری خواهند بود و رابطه (۳-۱) ماهیت ماتریسی خواهد داشت. همانطور که در شکل ۳-۳ و شکل ۳-۴ مشاهده می‌شود، هر لایه، ورودی‌ها، خروجی‌ها و اجزای خودش را دارد.

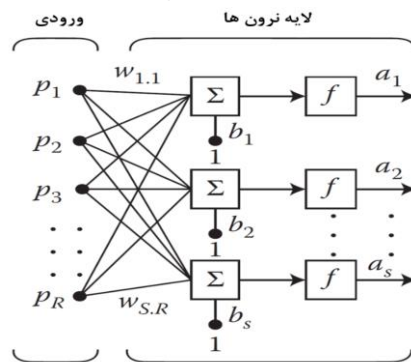
۳-۴ فرآیند ساخت مدل شبکه عصبی

شبکه عصبی به عنوان یک مدل مبتنی بر داده، جایگزین مناسبی برای مدل‌های جعبه سفید در طول چند دهه اخیر در نظر گرفته شده است. مدل‌های شبکه عصبی برای توربین‌های گازی را می‌توان با استفاده از رویکردهای مختلف به دلیل انواع ساختارهای شبکه، الگوریتم‌های آموزشی، تعداد نورون‌ها، تعداد لایه‌ها، مقادیر وزن‌ها و بایاس‌ها و همچنین ساختارهای داده ایجاد کرد. با این حال، بهترین ساختار برای شبکه عصبی همانی است که می‌تواند رفتار دینامیکی سیستم را تا جایی که ممکن است پیش‌بینی کند. در زیر مراحل اصلی برای ساخت یک مدل شبکه عصبی ارائه شده است.



$$a = f(w * p + b)$$

شکل ۳-۳ ساختار نرون چند ورودی .



$$a = f(w * p + b)$$

شکل ۳-۴ شکل ماتریسی از ساختار نرون چند ورودی [۸۶].

۳-۴-۱-۱ ساختارهای شبکه

شبکه عصبی را می توان به دو دسته متفاوت ایستا (پیشرو) و شبکه های دینامیک (پس خور) طبقه بندی کرد. در شبکه های استاتیک، هیچ عنصر پس خور یا تاخیر وجود ندارد و خروجی را می توان مستقیماً از طریق اتصالات پیشرو محاسبه کرد. در شبکه های دینامیک، خروجی هم به ورودی فعلی شبکه و هم به ورودی های قبلی، خروجی ها و یا حالت های شبکه بستگی دارد. شکل ۳-۵ یک شبکه عصبی پیشرو^۱ با سه لایه را نشان می دهد [۸۷]. شکل ۳-۶ یک شبکه NARX با دو لایه را نشان می دهد [۸۷].

۳-۴-۱-۱-۱ شبکه عصبی پیشرو

همانطور که شکل ۳-۵ نشان می دهد، نرون ها در یک مدل شبکه عصبی پیشرو به لایه هایی تقسیم می شوند که در آن لایه ورودی، از طریق وزن ها به نرون های لایه خروجی متصل می شود. هیچ اتصال جانبی در هر لایه وجود ندارد و هیچ اتصال پس خوری در شبکه وجود ندارد. بهترین شبکه عصبی این نوع پرسپترون چندلایه است [۸۷]. حداقل یک لایه مخفی در یک شبکه عصبی وجود دارد. پرسپترون چندلایه یکی از رایج ترین شبکه های عصبی در کاربردهای علمی است. این روش می تواند برای برازش تابع، تشخیص الگو و طبقه بندی غیرخطی مورد استفاده قرار گیرد. در بین ساختارهای شبکه عصبی مختلف، پرسپترون چندلایه اولین انتخاب برای مدل سازی و شبیه سازی رفتار غیر خطی سیستم های صنعتی مانند توربین های گازی است.

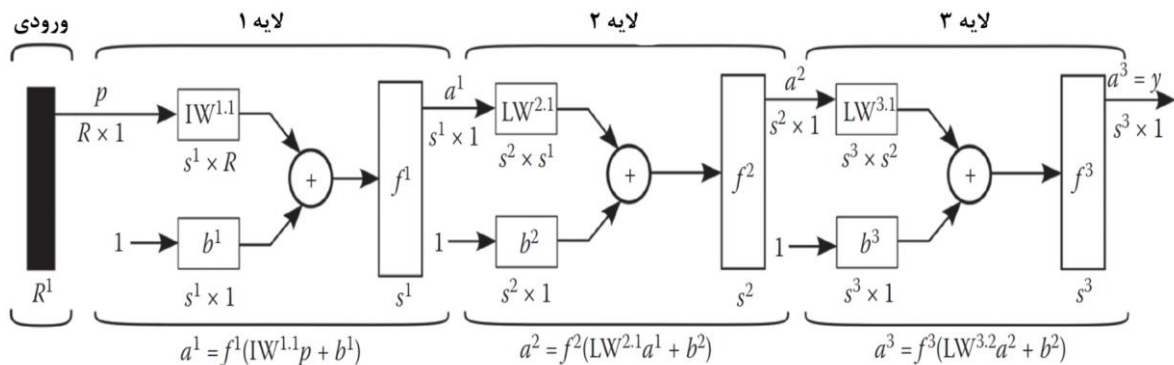
^۱Feedforward FFNN

۲-۱-۴-۳ شبکه عصبی پس خور^۱

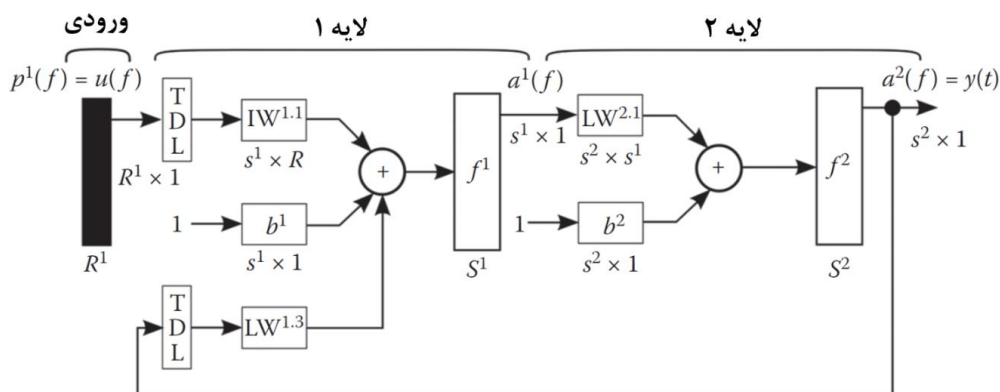
نوعی از ساختار شبکه عصبی است که به مدل سازی رفتارهای حوزه زمان یک سیستم دینامیک کمک می کند. خروجی های یک سیستم دینامیک نه تنها وابسته به ورودی های فعلی بلکه به گذشته حالت های سیستم و ورودی ها نیز بستگی دارد. یک ساختار شبکه عصبی برای مدل سازی، به چنین ویژگی هایی نیاز دارد و حداقل یک حلقه پس خور در آن وجود دارد.

یکی از رایج ترین شبکه های عصبی پس خور مورد استفاده NARX است. این یک شبکه بازگشتی با اتصال های پس خور است که چندین لایه شبکه را در بر می گیرد. شبکه NARX کاربردهای زیادی دارد، می توان از آن برای مدل سازی سیستم های دینامیکی غیرخطی مانند توربین های گازی صنعتی استفاده کرد و همچنین می تواند برای اهداف فیلتر غیرخطی به کار گرفته شود تا خروجی را به نسخه بدون نویز سیگنال ورودی تبدیل کند. همانطور که شکل ۳-۶ نشان می دهد، مدل NARX را می توان با استفاده از یک شبکه عصبی پیشرو برای تقریب تابع f [۸۷] اجرا کرد. در این شکل از یک شبکه دو لایه برای تخمین استفاده می شود. سیگنال خروجی وابسته $y(t)$ روی مقادیر قبلی سیگنال خروجی و مقادیر قبلی سیگنال ورودی مستقل (بیرونی) به صورت شناساگر بیان شده است. TDL نشان دهنده یک واحد تاخیر زمانی [۸۷] است.

^۱ Feedback NN



شکل ۳-۵ شبکه عصبی پیشرو سه لایه [۸۸].



شکل ۳-۶ شبکه NARX با یک شبکه پیشرو دو لایه.

۲-۴-۳ آموزش و اعتبار سنجی شبکه

الگوهای آموزش یا یادگیری برای یک شبکه عصبی را می توان عمدتاً به عنوان باسرپرست و بدون سرپرست طبقه بندی کرد. در یادگیری باسرپرست، ورودی ها و اهداف (خروجی های مطلوب) شناخته شده هستند و مدل شبکه عصبی به روشی آموزش داده می شود که ورودی ها را به خروجی ها نگاشت می کند. یادگیری باسرپرست در کاربردهای رگرسیون و طبقه بندی بکار گرفته می شود. با این حال، در یادگیری بدون سرپرست، اهداف ناشناخته هستند و رابطه اساسی درون مجموعه داده ها باید توسط شبکه عصبی با استفاده از روش خوشه بندی داده ها بیان شود. یادگیری بدون سرپرست برای فیلتر کردن و خوشه بندی داده ها استفاده می شود.

دو سبک آموزش در شبکه عصبی وجود دارد، آموزش افزایشی^۱ و آموزش های دسته ای^۲. در آموزش افزایشی، وزن ها و بایاس های شبکه هر بار که ورودی به شبکه وارد شود، به روز می شوند. در آموزش دسته ای، وزن ها و بایاس ها بعد از اینکه همه ورودی ها اعمال شدند، به روز می شوند. روش های آموزشی دسته ای به طور کلی در محیط متلب کارایی بیشتری دارند و در جعبه ابزار شبکه عصبی بیشتر مورد استفاده قرار می

^۱ Incremental training

^۲ batch training

گیرند. اما، نرم‌افزارهایی نیز وجود دارند که در آن‌ها آموزش افزایشی می‌تواند مفیدتر باشد به طوری که الگو به خوبی اجرا شود [۸۷].

فرآیند آموزش شبکه عصبی شامل تغییر یک یا چند پارامتر است. برای مثال، لازم است تعداد نورون‌ها را در لایه میانی تغییر دهید تا به بهترین شبکه همگرا برسید. تعداد نورون‌ها نشان‌دهنده پیچیدگی است که می‌تواند توسط شبکه عصبی تقریب زده شود. استفاده از ساده‌ترین ساختار شبکه ممکن با حداقل تعداد پارامترهای ورودی مطلوب است. مدل توسعه‌یافته را می‌توان برای اعتبارسنجی فرآیند جدید بکار برد. یک روند آموزشی شبکه عصبی معمولاً، یک تقریب تکراری است که در آن پارامترها به ترتیب در مراحل مختلف به روز می‌شوند. در هر گام، نتیجه مطلوب با مقدار واقعی مقایسه می‌شود و سپس همه پارامترها اندکی تغییر می‌کنند به طوری که خطای ارائه‌شده کاهش یابد [۸۷].

قبل از شروع آموزش، داده‌های جمع‌آوری‌شده به سه زیرمجموعه از جمله داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایشی تقسیم می‌شوند. اولین زیرمجموعه، داده‌های آموزشی است که برای محاسبه گرادیان و به روز رسانی مقادیر شبکه و بایاس به کار می‌رود. دومین زیرمجموعه، داده‌های اعتبارسنجی است که برای تایید مدلی که ایجاد شده است مورد استفاده قرار می‌گیرد. خطا در مجموعه اعتبارسنجی در طول فرآیند آموزش نظارت می‌شود. خطای اعتبارسنجی در طول مرحله اولیه آموزش کاهش می‌یابد. مقادیر شبکه و بایاس (براساس معیار خطای تنظیمی) ذخیره می‌شوند. و در نهایت، مجموعه تست بعد از آموزش و اعتبارسنجی برای تست نهایی مورد استفاده قرار می‌گیرد. تست کردن شبکه عصبی با داده‌های مشابه آنچه در مجموعه آموزشی بکار می‌رود، یکی از محدود روش‌هایی است که برای تایید این که شبکه به اندازه کافی ورودی‌ها را فرا گرفته است، استفاده می‌شود. در اغلب موارد، چنین تکنیک‌های آزمایشی برای پذیرش یک سیستم شبکه عصبی کافی هستند.

مجموعه داده‌های اعتبارسنجی برای توقف آموزش اولیه مورد استفاده قرار می‌گیرد، آموزش بیشتر بر روی داده‌های اولیه منجر به خراب شدن داده‌های اعتبارسنجی شود. هنگامی که آموزش تکمیل شد، عملکرد شبکه می‌تواند بررسی شود تا ببیند آیا باید تغییراتی در فرآیند آموزش، معماری شبکه و یا مجموعه داده‌ها انجام شود.

۳-۴-۳ تعداد لایه‌های میانی و نورون‌ها

انتخاب تعداد مناسب لایه‌های میانی و نورون‌های موجود در هر لایه در آموزش یک شبکه عصبی بسیار حیاتی است. همانطور که می‌دانیم هر نگاشت غیرخطی چند بعدی را، می‌توان توسط یک پرسپترون چندلایه دو لایه با تعداد زیادی از نورون‌ها در لایه میانی خود انجام داد [۸۹]. بنابراین، وظیفه اصلی در مدل‌سازی سیستم‌های صنعتی با استفاده از پرسپترون چندلایه، تعیین تعداد مناسب نورون‌ها در لایه میانی برای نزدیک شدن به یک شبکه عصبی بهینه است. اگر چه افزایش تعداد نورون‌ها گاه برای نشان دادن دینامیک‌های غیر خطی سیستم ضروری است، ولی به این معنی نیست که همیشه می‌تواند دقت مدل و قابلیت تعمیم را بهبود بخشد.

۱-۳-۴-۳ توابع فعال ساز

توابع فعال ساز، سطح فعال سازی (نورون) را به سیگنال خروجی تبدیل می کنند [۹۰]. کارلیک^۱ و همکاران [۹۰] و دبس^۲ و همکاران [۹۱] درباره توابع فعال ساز مختلف و کاربردهای آنها در شبکه های عصبی بحث کردند. دو تابع فعال ساز پرکاربرد که برای پرسپترون چندلایه بکار گرفته می شوند، Log-Sigmoid و tan-Sigmoid هستند. این توابع مشتق پذیر هستند و می توانند با غیر خطی بودن سیستم های صنعتی مقابله کنند.

برای توابع فعال ساز روابط متنوعی ارائه شده است. به عنوان مثال چند نمونه از توابع فعال ساز پرکاربرد به قرار زیر است:

$$\begin{aligned}\varphi_j(net_j) &= \left((net_j)^2 + d^2 \right)^{1/2} & (۳-۲) \\ \varphi_j(net_j) &= \frac{1}{\left((net_j)^2 + d^2 \right)^{1/2}} \\ \varphi_j(net_j) &= (net_j)^2 \ln(net_j)\end{aligned}$$

که در آنها d یک عدد ثابت است. در تمام روابط فوق حساسیت تابع به فاصله بین ورودی و مرکز دسته تابع وابسته است.

۲-۳-۴-۳ معیارهای خطا

هدف آموزش یک شبکه عصبی به حداقل رساندن خطای ممکن است. حداقل سازی خطا به سادگی به معنی بهبود عملکرد آموزش و دریافت یک مدل دقیق تر است. تعاریف مختلف و انواع خطا ممکن است در طول آموزش یک شبکه عصبی در نظر گرفته شود. برای مثال، خطای مطلق به عنوان تفاوت بین خروجی اندازه گیری شده (واقعی) و خروجی مطلوب (هدف) تعریف می شود. اما، استفاده از میانگین مربع خطا یا ریشه میانگین مربع خطا^۳ هنگام یادگیری پرسپترون چندلایه رایج تر است که به ترتیب با توجه به رابطه (۳-۳) و (۳-۴) تعریف شده اند و در آن y_m داده های اندازه گیری شده، y پیش بینی مدل است، و n_d تعداد مجموعه داده ها است.

$$MSE = \frac{1}{n_d} \sum_{i=1}^{n_d} \left(\frac{y_{m_i} - y_i}{y_{m_i}} \right)^2 \quad (۳-۳)$$

^۱ Karlik

^۲ Debes

^۳ root mean square error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n_d} \sum_{i=1}^{n_d} \left(\frac{y_{m_i} - y_i}{y_{m_i}} \right)^2}$$

۳-۵ کاربرد شبکه عصبی در سیستم‌های صنعتی

شبکه عصبی مزایای بسیاری نسبت به رویکردهای مدل‌سازی مرسوم دارد [۹۲ و ۹۳]. این مزایا به دلیل ساختار و الگوریتم خاص شبکه است. شبکه عصبی می‌تواند جایگزین مناسبی برای مدل‌سازی کلاسیک باشد به خصوص زمانی که داده‌های به دست آمده نشان‌دهنده غیرخطی بودن سیستم هستند [۹۴ و ۹۵]. این قابلیت، برای حل مشکلات بهینه‌سازی در کارخانه‌های صنعتی کاربرد فراوانی دارد [۸۷].

شبکه عصبی می‌تواند علاوه بر مدل‌سازی سیستم [۹۶] می‌تواند روابط متقابل بین متغیرهای مستقل و وابسته را بدون نیاز به معادلات دینامیکی، شناسایی کند. شبکه عصبی یک روش مقرون‌به‌صرفه و قابل‌اعتماد نیز برای مانیتورینگ شرایط ارائه می‌کند. داده‌های جمع‌آوری شده مربوط به شرایط سیستم را می‌توان با استفاده از شبکه عصبی دسته‌بندی کرد و آموزش داد. شبکه عصبی را می‌توان برای عیب‌یابی [۹۷] سیستم‌های صنعتی به کار برد. استفاده از شبکه عصبی برای اعتبار سنجی حسگر منجر نیز مقرون‌به‌صرفه خواهد بود.

در فرآیند طراحی کنترل، یک شبکه عصبی می‌تواند به طور مستقیم کنترل‌کننده (طراحی مستقیم) را اجرا کند. در این حالت یک شبکه عصبی به عنوان یک کنترل‌کننده براساس برخی از معیارهای مشخص، آموزش داده خواهد شد. همچنین طراحی یک کنترل‌کننده عصبی به صورت طراحی غیر مستقیم امکان پذیر است. در این حالت، کنترل‌کننده خود یک شبکه عصبی نیست. در بسیاری از موارد داده‌های بدست آمده ممکن است شامل داده‌های نویزی باشند. علاوه بر این، برخی از انواع داده‌ها ممکن است به دلیل حسگرهای معیوب، نادرست یا ناقص باشند. این اتفاق زمانی می‌افتد که سیستم قدیمی و کهنه است. شبکه عصبی این قابلیت را دارد که حتی زمانی که داده‌ها نویزی یا ناقص باشند به خوبی کار کند. یعنی شبکه عصبی می‌تواند از داده‌های ناقص و نویزی نیز آموزش ببیند [۹۸].

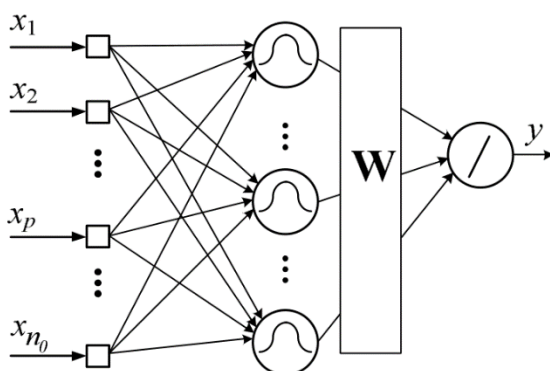
آموزش شبکه عصبی بسیار ساده است [۹۹] و به دانش آماری حرفه‌ای نیاز ندارد. با این حال تجربه و پیش‌زمینه آماری می‌تواند در طول کل فرآیند بسیار مفید و کارآمد باشد. شبکه عصبی از الگوریتم‌های آموزشی مختلف استفاده می‌کنند [۹۹]. همچنین قابلیت برخورد با تغییرات اتفاقی نقطه را دارد و می‌تواند برای پردازش و طبقه‌بندی برخط مورد استفاده قرار گیرد [۹۶].

علاوه بر کاربرد شبکه عصبی در سیستم‌های صنعتی، مزایای کلی زیادی مثل عناصر پردازش ساده، زمان پردازش سریع، فرآیند آموزش آسان و سرعت محاسباتی بالا دارد. شبکه عصبی با انواع فرضیاتی مانند خطی بودن، نرمال بودن و ... محدود نمی‌شود. حتی می‌تواند شرایطی را تعمیم دهد که قبلاً آموزش ندیده است [۱۸].

۶-۳ شبکه عصبی بر مبنای توابع شعاعی

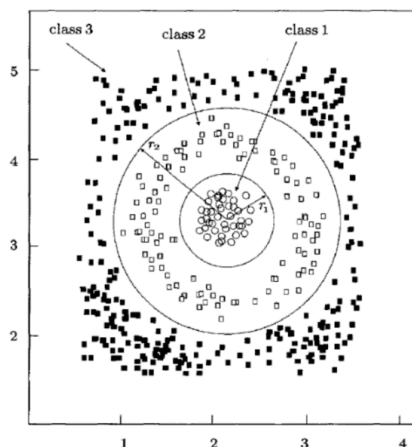
۳-۶-۱ معرفی شبکه عصبی بر مبنای توابع شعاعی

در اکثر مدل های شبکه عصبی نرون های لایه میانی از یک تابع فعال ساز غیر خطی تشکیل شده اند. به طوری که این توابع فعال ساز به مجموعه حاصل ضرب وزن ها در ورودی های شبکه عصبی وابسته اند. در این قسمت شبکه های عصبی دیگری به نام شبکه های عصبی مبتنی بر توابع شعاعی بررسی می شود که در آن ها توابع فعال ساز لایه های میانی با توابع فعال ساز قبلی متفاوت است (در این تحقیق از این شبکه عصبی برای شبیه سازی استفاده شده است). این توابع فعال ساز به میزان شباهت بین بردار ورودی و بردار نمونه وابسته است. در شبکه های عصبی مبتنی بر شعاع، پاسخ هر نرون لایه فعال ساز میانی، تابعی از اختلاف بردار ورودی و بردار مرکز دست یا همان بردار نمونه آن نرون می باشد. شکل ۳-۷ یک نمونه ساده شبکه عصبی RBF را نشان می دهد که در آن بردار ورودی شبکه می باشد.



شکل ۳-۷ شبکه عصبی RBF [۱۰۱].

از کاربردهای شبکه های عصبی پایه شعاعی می توان به درون یابی کلاس بندی و تقریب توابع اشاره کرد. شکل ۳-۸ نمونه کاربرد این شبکه ها را در کلاس بندی نشان می دهد. همانطور که در این شکل مشاهده می شود سه کلاس وجود دارد که می توان آنها را با یک تابع مبتنی بر شعاع کلاس بندی کرد. طبقه بندی به گونه ای صورت می گیرد که اگر شعاع مربوط به هر داده از r_1 کوچکتر باشد در کلاس ۱ اگر بین r_1 و r_2 باشد در کلاس ۲ و اگر از r_2 بزرگتر باشد داخل کلاس ۳ قرار خواهد گرفت.



شکل ۸-۳ کلاس بندی بر اساس شبکه عصبی RBF [۱۰۱].

شبکه عصبی RBF در حالت کلی برای طبقه بندی الگوهای پیچیده از یک نگاشت غیر خطی استفاده می‌کند. این نگاشت غیر خطی از فضای n بعدی ورودی به فضای بزرگ تر m بعدی می‌باشد. که m را می‌توان تعداد نورون های لایه میانی در نظر گرفت. طبق قضیه که الگوهای پیچیده را می‌توان به کمک یک نگاه غیر خطی به فضای با ابعاد بالاتر انتقال داد زیرا با ابعاد بالاتر نسبت به فضای اولیه کلاس بندی خطی بهتر صورت می‌گیرد. به طور خلاصه با طراحی یک نگاشت غیر خطی می‌توان خطای کلاس بندی خطی داده‌های نگاشت پیدا کرده را کمتر از خطای داده‌های اولیه در نظر گرفت.

به عنوان مثال اگر بردار ورودی را به صورت x_1, x_2, \dots, x_N در نظر گرفت می‌توان هر کدام از آنها را متعلق به یکی از دو کلاس L_1, L_2 دانست. حال می‌توان به کمک تعداد نورون های لایه میانی شبکه عصبی RBF این ورودی را به فضای بزرگتر m بعدی انتقال داد. در این حالت می‌توان بردار خروجی لایه میانی را به صورت رابطه زیر در نظر گرفت:

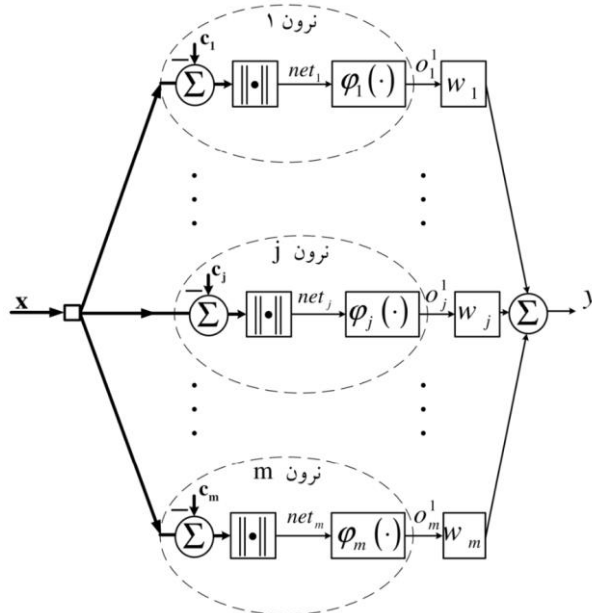
$$\varphi(\mathbf{x}) = [\varphi_1(\mathbf{x}), \varphi_2(\mathbf{x}), \dots, \varphi_m(\mathbf{x})]^T \quad (3-5)$$

که در آن $\varphi_j(\mathbf{x})$ حاصل نگاشت غیر خطی نورون j ام و $\varphi(\mathbf{x})$ بردار m بعدی پس از نگاشت ورودی می‌باشد. حال می‌توان بردار وزن خروجی را به گونه ای انتخاب کرد که مانند یک صفحه بین دو مجموعه داده های نگارش یافته دسته L_1, L_2 قرار گیرد به طوری که:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}) &> 0 & \mathbf{x} \in L_1 \\ \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}) &< 0 & \mathbf{x} \in L_2 \end{aligned} \quad (3-6)$$

به عبارتی دیگر داده‌های دسته L_1 در یک طرف صفحه w و داده‌های دسته L_2 در طرف دیگر صفحه w قرار می‌گیرند. حال باید هر نورون فعال ساز لایه میانی را به تمامی ورودی های شبکه از طریق بردار وزن ورودی با مقدار واحد متصل نمود و شبکه عصبی را این گونه طراحی کرد. در لایه میانی، به کمک فاصله بردار ورودی با مرکز دسته مخصوص هر نورون و انتخاب به یک نگاشت غیرخطی مناسب می‌توان خروجی هر نورون

را محاسبه کرد. بردار خروجی نورون های لایه میانی به کمک بردار وزن w به نورون خروجی که یک نورون خطی انتخاب می شود منتقل می گردد. شکل ۳-۹ یک نمای جزئی تر از شبکه عصبی را نشان می دهد.



شکل ۳-۹ جزئیات شبکه عصبی RBF [۱۰۱].

به طوری که بردار مرکز دسته، w_j وزن و $\varphi_j(\cdot)$ تابع فعال ساز غیرخطی نورون j -ام است. تعداد نورون های میانی برابر است با m و عملگر نرم $\|\cdot\|$ برای محاسبه فاصله میان بردار ورودی و بردار مرکز دسته در هر نورون میانی در نظر گرفته شده است. اگر خروجی نورون فعال ساز j -ام را با نماد O_j نشان داده شود داریم:

$$net_j = \|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\| \quad (3-7)$$

$$o_j^1 = \varphi_j(net_j)$$

بردار خروجی لایه فعال ساز میانی و بردار وزن خروجی عبارت است از:

$$\mathbf{O} = [O_1^1, O_2^1, \dots, O_m^1]^T \quad (3-8)$$

$$\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$$

خروجی نهایی شبکه عبارت است از:

$$y = \sum_{j=1}^m w_j o_j^1 = \mathbf{w}^T \mathbf{O}^1 \quad (3-9)$$

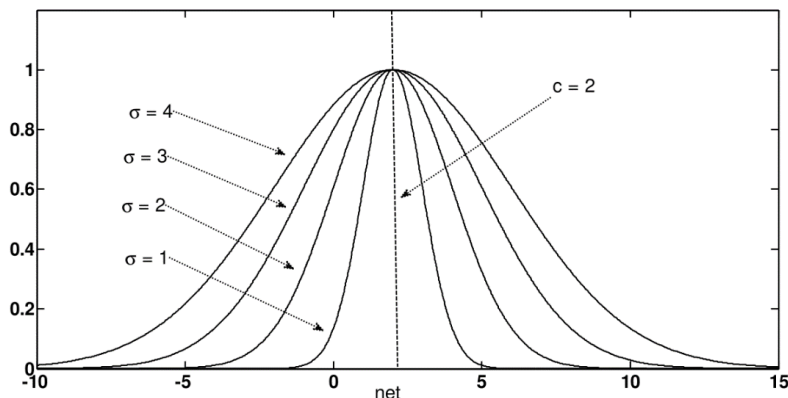
که در آن O^1 بردار خروجی لایه فعال ساز میانی است.

۳-۷ تابع مبتنی بر شعاع گاوسی

تابع گوسی یکی از رایج‌ترین توابع غیرخطی در شبکه‌های RBF می‌باشد. به همین منظور در بسیاری از مراجع این شبکه‌ها را شبکه‌های گوسی نیز می‌نامند. تابع فعال ساز گوسی را می‌توان به صورت زیر نیز نشان داد:

$$\varphi_j(\text{net}_j) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\text{net}_j}{\sigma_j}\right)^2} \quad (3-10)$$

عدد مثبت σ_j انحراف معیار تابع گوسی را نشان می‌دهد. طبق رابطه بالا $\varphi_j(\text{net}_j)$ در $\mathbf{x} = \mathbf{c}_j$ به حداکثر مقدار خود می‌رسد. چرا که در این صورت بیشترین شباهت بین ورودی و مرکز دسته برقرار شده است. شکل ۳-۱۰ نمودار یک تابع گوسی یک بعدی را با مقادیر مختلف σ نشان می‌دهد. در این شکل مقدار مرکز دسته برابر با ۲ در نظر گرفته شده است. همانطور که در این شکل مشخص است هر چه مقدار σ بیشتر باشد عرض تابع گوسی سطح بیشتری را پوشش می‌دهد و هر چه این مقدار کمتر شده سطح زیر نمودار کوچکتر شده و عرض کمتری خواهد داشت.



شکل ۳-۱۰ تابع گوسی با مقادیر مختلف σ [۱۰۱].

طبق شکل قبل خروجی نرون z_j در لایه فعال ساز میانی برابر است با:

(۳-۱۱)

$$o_j = \varphi_j(\text{net}_j) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|}{\sigma_j}\right)^2\right)$$

که می‌توان آن را به صورت ساده تر زیر نیز نمایش داد:

(۳-۱۲)

$$o_j^1 = \exp\left(-\frac{1}{2(\sigma_j)^2} \sum_{p=1}^{n_0} (x_p - c_{pj})^2\right)$$

همچنین شکل برداری متغیرهای بکار رفته در این شبکه عبارت است از:

(۳-۱۳)

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_p, \dots, x_{n_0}]$$

$$\mathbf{c}_j = [c_{1j}, c_{2j}, \dots, c_{n_0j}]$$

$$\mathbf{O}^1 = [o_1^1, o_2^1, \dots, o_m^1]^T$$

$$\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m]^T, \mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$$

خروجی شبکه گوسی که در شکل با نورون خطی مشخص شده است را می توان به صورت زیر نیز

نمایش داد:

$$y = \sum_{j=1}^m w_j o_j^1 = \mathbf{w}^T \mathbf{o}^j$$

(۳-۱۴)

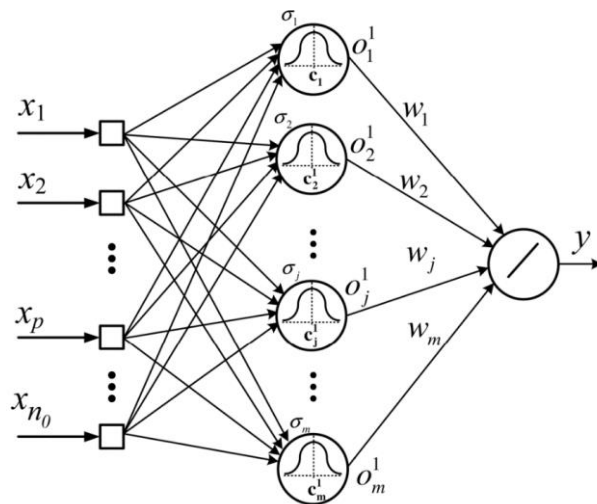
که در آن ماتریس \mathbf{O} و \mathbf{w} به ترتیب دارای ابعاد $1 * m$ و $m * 1$ می باشد.

لازم به ذکر است که نرم بکار رفته در این روابط نیز نرم اقلیدسی می باشد و به صورت زیر محاسبه می

شود:

(۳-۱۵)

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\| = \sqrt{(x_1 - c_{1j})^2 + (x_2 - c_{2j})^2 + (x_3 - c_{3j})^2 + \dots + (x_{n_0} - c_{n_0j})^2}$$



شکل ۱۱-۳ ساختار شبکه عصبی با توابع تحریک گاوسی [۱۰۱].

۳-۸ طراحی شبکه عصبی گوسی و الگوریتم آموزش آن

در این بخش روش آموزش با نظارت گرادیان نزولی برای تنظیم پارامترها بیان شده و روش آموزش k-

means که جزء روش های بدون نظارت است نیز به اختصار توضیح داده شده است. در این تحقیق از روش با

نظارت برای تنظیم پارامترها استفاده شده است.

۳-۸-۱ آموزش با نظارت پارامترهای شبکه عصبی گاوسی

به کمک خطای بین خروجی شبکه و خروجی مطلوب می توان پارامترهای شبکه عصبی از جمله مراکز دسته ها، وزن ها و انحراف معیارها را آموزش داد. این روش برای سیستم های برخط که خروجی مطلوب برای شبکه عصبی مشخص است کاربرد دارد. ابتدا باید خطای کل را برای تمام داده های ورودی شبکه به صورت زیر تعریف کرد:

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (d_i - y_i(k))^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2(k) \quad (3-16)$$

به طوری که در آن:

$$e_i(k) \triangleq d_i - y_i(k) = d_i - \sum_{j=1}^m w_j(k) o_{ij}^1(k) \quad (3-17)$$

$$o_{ij}^1(k) = \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_j(k)\|}{\sigma_j(k)}\right)^2\right) \quad (3-18)$$

که در آن d_i خروجی مطلوب، y_i خروجی شبکه RBF، o_{ij}^1 خروجی نورون i ام لایه میانی، e_i خطای خروجی شبکه به ازای بردار ورودی i ام و N تعداد کل ورودی هاست. همان طور که می دانیم روش گرادیان نزولی از مشتق خطا نسبت به هر پارامتر، تنظیم آن پارامتر را انجام می دهد. و روابط زیر را می توان برای آموزش وزن های لایه خروجی شبکه در نظر گرفت:

$$w_j(k+1) = w_j(k) - \eta_w \frac{\partial E}{\partial w_j}(k) \quad (3-19)$$

که مشتق خطا نسبت به وزن ها عبارت است از:

$$\frac{\partial E}{\partial w_j}(k) = \frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial w_j}(k) = -e(k) o_j^1(k) \quad (3-20)$$

و می توان قانون بروز رسانی وزن ها را به صورت زیر در نظر گرفت:

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \eta_w e(k) o_j^1(k) \quad (3-21)$$

از آنجا که نمایش برداری نیز مرسوم است می توان آن را به صورت زیر نیز در نظر گرفت:

(۳-۲۲)

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \eta_w e(k) \mathbf{o}^1(k)$$

که در آن $\mathbf{o}^1(k)$ بردار خروجی لایه میانی به ازای بردار ورودی \mathbf{x} ، و k گام آموزشی است. مراکز دسته و انحراف معیار را به کمک گرادیان نزولی نیز می توان به طور مشابه آموزش داد:

$$\mathbf{c}_j(k+1) = \mathbf{c}_j(k) - \eta_c \frac{\partial E}{\partial \mathbf{c}_j}(k) \quad (۳-۲۳)$$

(۳-۲۴)

$$\frac{\partial E}{\partial \mathbf{c}_j}(k) = \frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial o_j^1} \frac{\partial o_j^1}{\partial \mathbf{c}_j}(k) = -e(k) w_j(k) \frac{(\mathbf{x} - \mathbf{c}_j(k))}{(\sigma_j(k))^2} o_j^1(k)$$

$$\mathbf{c}_j(k+1) = \mathbf{c}_j(k) + \eta_c e(k) w_j(k) \frac{(\mathbf{x} - \mathbf{c}_j(k))}{(\sigma_j(k))^2} o_j^1(k)$$

در روابط فوق \mathbf{c}_j بردار مرکز دسته نرون j ام می باشد. و رابطه اخیر قانون بروزرسانی مراکز دسته ها را نشان می دهد.

برای آموزش پارامتر انحراف معیار کلاس j ام نیز می توان به طور مشابه نوشت:

(۳-۲۵)

$$\sigma_j(k+1) = \sigma_j(k) - \eta_\sigma \frac{\partial E}{\partial \sigma_j}(k)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_j}(k) = \frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y_i} \frac{\partial y}{\partial o_j^1} \frac{\partial o_j^1}{\partial \sigma_j}(k) = -e(k) w_j(k) \frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j(k)\|^2}{(\sigma_j(k))^3} o_j^1(k)$$

$$\sigma_j(k+1) = \sigma_j(k) + \eta_\sigma e(k) w_j(k) \frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j(k)\|^2}{(\sigma_j(k))^3} o_j^1(k)$$

رابطه اخیر تنظیم و بروزرسانی پارامتر انحراف معیار مربوط به کلاس j ام را نشان می دهد.

۳-۸-۲ آموزش بدون نظارت مراکز دسته با الگوریتم خوشه بندی k-means

برخلاف روش قبل یعنی روش آموزش گرادیان نزولی، این روش نیازی به مقدار مطلوب خروجی نداشته و اغلب برای مسائل برون خط که تمام داده ها برای کلاس بندی موجود هستند مناسب است.

این الگوریتم بردارهای ورودی \mathbf{x} را تقسیم بندی کرده و مرکز هر گروه را مشخص می کند، به طوری که تابع هزینه مشخص شده به حداقل مقدار ممکن خود برسد. یکی از متداول ترین توابع هزینه مورد استفاده قرار گرفته تا کنون، نرم اقلیدسی بین داده های ورودی \mathbf{x} و مرکز خوشه متناظر با \mathbf{c}_j است. به عبارت دیگر می توان تابع هزینه یک داده ورودی را برای کلاس j ام در گام k به صورت زیر بیان کرد:

(۳-۲۶)

$$J_j(k) = \|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j(k)\|^2 = \sum_{p=1}^{n_0} (x_p - c_{pj}(k))^2$$

در این رابطه $\mathbf{c}_j(k)$ بردار مرکز دسته خوشه z ام، n بعد ورودی و \mathbf{x} بردار ورودی می باشد. نکته دیگری که در این رابطه وجود دارد این است که J_j وابسته به ویژگی های هندسی کلاس و مکان مرکز دسته است. بردار تعلق را به صورت $\mathbf{u} = [u^1, u^2, \dots, u^j, \dots, u^m]$ تعریف می کنیم که میزان تعلق هر بردار ورودی به کلاس ها را نشان می دهد. این بردار را می توان به فرم ریاضی زیر نشان داد:

(۳-۲۷)

$$u_j^j = \begin{cases} 1 & \|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\| \leq \|\mathbf{x} - \mathbf{c}_k\| \quad \forall k \neq j \\ 0 & \text{other} \end{cases}$$

رابطه ریاضی فوق را می توان بدین صورت نیز بیان کرد که اگر داده ورودی به دسته z ام متعلق باشد، u^k متناظر با آن یک خواهد بود، و در غیر این صورت برابر صفر است. در نتیجه می توان گفت بردار ورودی \mathbf{x} متعلق به گروه یا خوشه z ام است اگر مرکز دسته آن خوشه نزدیک ترین مرکز در بین تمام مراکز باشد. ویژگی دیگری که می توان برای بردار تعلق در نظر گرفت به صورت زیر است:

(۳-۲۸)

$$\sum_{j=1}^m u^j = 1$$

چرا که هر بردار ورودی تنها می تواند به یک خوشه تعلق داشته باشد. می توان همچنین ماتریس تعلق را برای تمام داده های موجود به صورت زیر تعریف کرد:

(۳-۲۹)

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_N]^T$$

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 \\ \mathbf{u}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{u}_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1^1 & u_1^2 & \dots & u_1^m \\ u_2^1 & u_2^2 & \dots & u_2^m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_N^1 & u_N^2 & \dots & u_N^m \end{bmatrix}_{N \times m}$$

هر سطر ماتریس فوق بردار تعلق مربوط به یک داده ورودی می باشد. در کل N داده موجود است و هدف خوشه بندی به m گروه یا کلاس مجزا بوده است. u_i^j درجه تعلق داده i ام به کلاس z ام را نشان می دهد.

۴ فصل چهارم : طراحی کنترل کننده عصبی برای سرعت توربین گازی

۱-۴ مقدمه

امروزه در صنعت نیاز به کنترل کننده هایی با قابلیت اعتماد بالا به خصوص در سیستم های صنعتی پیچیده به طور قابل توجهی در حال افزایش است. در طراحی کنترل کننده های کلاسیک از معادلات دینامیکی سیستم استفاده می شود. ولی امروزه استفاده از روش های هوشمند این امکان را فراهم کرده است تا علاوه بر استفاده از معادلات دینامیکی بتوان از داده های ورودی و خروجی سیستم و دانش خبره انسانی جهت اهداف طراحی استفاده نمود. البته تشریح یک سیستم با استفاده از معادلات دینامیکی بنابر دلایلی مانند پیچیدگی و گستردگی سیستم همواره میسر نمی باشد و لذا به ناچار می بایست از منابع دیگر که حاوی اطلاعات سیستم می باشند، استفاده نمود. در زمینه توربین های گازی به دلیل خاصیت غیر خطی بودن سیستم توربین، هنوز نیاز به کنترل کننده ها و روش هایی که بتوان با آن، این سیستم را با محدودیت هایش کنترل کرد، احساس می شود. کنترل عصبی و فازی از جمله روش های آزاد از مدل^۱ هستند. بدین معنی که برای کنترل سیستم به مدل ریاضی نیازی ندارند. از آنجا که شبکه های عصبی توانایی کنترل سیستم های پیچیده از جمله توربین های گازی را دارند در این فصل از کنترل کننده عصبی تطبیقی غیرمستقیم مبتنی بر رؤیتگر برای کنترل سرعت توربین گازی استفاده شده است. مطالبی که در ادامه این فصل ارائه می شوند به صورت زیر است:

فرمول بندی سیستم توربین گازی، طراحی کنترل عصبی تطبیقی مبتنی بر رؤیتگر و در انتها فصل نتایج عملکرد این کنترل کننده به طور خلاصه بیان شده است.

۲-۴ سیستم توربین گازی

در چند دهه اخیر کنترل عصبی و فازی کاربرد بیشتری در سیستم های صنعتی پیدا کرده اند. مهندسان کنترل اکنون با سیستم های غیرخطی پیچیده تری مواجه هستند و مدل های ریاضی این سیستم ها به آسانی در دسترس نیستند. بنابراین در مهندسی کنترل روش های آزاد از مدل اهمیت بیشتری دارند. از جمله روش های مستقل از مدل متداول، می توان به کنترل تطبیقی غیرخطی و کنترل PID اشاره کرد. کنترل عصبی و فازی نیز از روش های آزاد از مدل به حساب می آیند.

مدل IEEE که در فصل دوم به کمک معادلات (۳-۲) تا (۵-۲) بیان شد برای کنترل سرعت توربین گازی در این فصل انتخاب شده است. نرخ جریان جرم سوخت و سرعت توربین به ترتیب ورودی و خروجی سیستم هستند.

شکل ۱-۴ بلوک دیاگرام کلی شبیه سازی شده در این فصل را نشان می دهد. هدف، حفظ سرعت دورانی توربین گازی در مقداری مطلوب یا دنبال کردن ورودی سیستم کنترل (ورودی مرجع)، می باشد. به عبارتی دیگر هدف تضمین پایداری سیستم در کل حوزه کاری آن و در برابر اغتشاشات می باشد.

^۱ Model free



شکل ۴-۱ دیاگرام حلقه بسته سیستم کنترلی برای موتور توربین گازی.

اهداف عمده از طراحی کنترل کننده در توربین گاز را می توان در موارد زیر خلاصه کرد:

- سرعت توربین باید تابع دبی سوخت بوده و از شرایط محیطی تاثیر نپذیرد.
- معمولا به دلیل عدم تحمل دمای بالای گاز های ورودی به توربین توسط ترموکوپل ها، دمای گاز های خروجی از توربین به عنوان معیاری برای سنجش تحمل حرارتی توربین در نظر گرفته می شود.

به علت محدودیت در طراحی توربین گاز در این تحقیق محدودیت های زیر در نظر گرفته شده است:

$$650 < n < 833.3rpm$$

$$493 < T_4 < 938.2 \text{ } ^\circ K$$

با افزایش سرعت، دمای گاز های خروجی از توربین (T_4) کاهش یافته، و از آن جا که با کنترل سرعت بین محدوده مشخص شده خواهد بود، لذا کنترل سرعت به خودی خود کنترل دما را نیز برعهده خواهد داشت. پس هدف اصلی کنترل در توربین گاز ثابت نگه داشتن سرعت است. سایر محدودیت ها، نقطه کاری و بردار اغتشاشات برای این توربین در فصل ۲ معرفی شد.

۳-۴ کنترل کننده عصبی تطبیقی مبتنی بر رؤیتگر

در این قسمت برای کنترل سرعت توربین گاز از کنترل کننده عصبی تطبیقی مبتنی بر رؤیتگر بر اساس مقاله [۱۰۰] استفاده شده است. در ادامه نحوه طراحی کنترل کننده و رؤیتگر بیان شده است.

۳-۴-۱ فرمول بندی مسأله

فرض کنید سیستم دینامیکی غیر خطی مرتبه n به فرم زیر باشد:

$$(۴-۱)$$

$$\dot{x}_1 = x_2$$

$$\dot{x}_2 = x_3$$

$$\dot{x}_n = f(x_1, x_2, \dots, x_n) + g(x_1, x_2, \dots, x_n)u + d$$

$$y = x_1$$

که می توان آن را به فرم زیر نیز نمایش داد:

(۴-۲)

$$\dot{x}^{(n)} = f(x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}) + g(x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)})u + d, \quad y = x$$

که در آن توابع $f(\cdot), g(\cdot)$ دو تابع غیرخطی و نامعلوم هستند و $u \in R, y \in R$ به ترتیب ورودی و خروجی سیستم هستند. سیستم (۴-۲) را می توان به صورت زیر بازنویسی کرد:

(۴-۳)

$$\begin{aligned} \dot{\underline{x}} &= A\underline{x} + B[f(\underline{x}) + g(\underline{x})u + d] \\ y &= C^T \underline{x} \end{aligned}$$

که در آن:

(۴-۴)

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

و در آن

$$\underline{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T = [x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}]^T \in R^n \quad (۴-۵)$$

بردار حالت سیستم می باشد. اگر فقط متغیر y قابل اندازه گیری باشد و باقی متغیرهای حالت برای فیدبک در دسترس نباشند، شرط کنترل پذیری برای هر x در محدوده $U_c \subset R^n$ این است که $g(x) \neq 0$. هدف کنترلی، طراحی سیستمی است که بتواند خروجی سیستم یعنی y را به مقدار مطلوب (y_m) همگرا کند (با فرض کران دار بودن همه سیگنال ها). بردار سیگنال مرجع y_r ، بردار خطای ردیابی e و بردار خطای تخمین \hat{e} به صورت زیر تعریف می شود:

(۴-۶)

$$\underline{y}_r = [y_r, \dot{y}_r, \dots, y_r^{(n-1)}]^T \in R^n$$

$$\underline{e} = \underline{x} - \underline{y}_r = [e, \dot{e}, \dots, e^{(n-1)}]^T \in R^n$$

$$\hat{\underline{e}} = \hat{\underline{x}} - \underline{y}_r = [\hat{e}, \dot{\hat{e}}, \dots, \hat{e}^{(n-1)}]^T \in R^n$$

که در آن $\hat{\underline{e}}$ و $\hat{\underline{x}}$ به ترتیب تخمین \underline{e} و \underline{x} هستند. اگر فرض شود که توابع غیرخطی $f(\cdot), g(\cdot)$ مشخص و معلوم باشند، با انتخاب $\underline{k}_c = [k_1^c, k_2^c, \dots, k_n^c]^T \in R^n$ به گونه ای که همه ریشه های چند جمله ای $p(s) = s^n + k_n^c s^{n-1} + \dots + k_1^c$ در نیم صفحه چپ محور موهومی قرار گیرند، می توان گفت قانون کنترل زیر سیستم را پایدار خواهد کرد:

(۴-۷)

$$u^* = \frac{1}{g(x)} [-f(x) + y_r^{(n)} - k_c^T e]$$

با جایگذاری رابطه (۴-۷) در (۴-۲) سیستم پایدار شده و سیستم حلقه بسته را می توان به صورت معادله (۴-۸) نشان داد.

$$e^{(n)} + k_n^c e^{(n-1)} + \dots + k_1^c e = 0 \quad (۴-۸)$$

لذا خطای ردیابی e به صورت نمایی به مبدأ همگرا می شود.

۲-۳-۴ طراحی رؤیتگر

در حال کلی $f(\cdot)$, $g(\cdot)$ در رابطه (۴-۷) نامعلوم هستند و بردار حالت \underline{x} نیز به طور کامل در دسترس نیست. در این روش توابع غیرخطی $f(\cdot)$, $g(\cdot)$ توسط دو سیستم عصبی تطبیقی و بردار حالت سیستم نیز توسط رؤیتگر تخمین زده می شود. در نتیجه در قانون کنترل (۴-۷) توابع $f(\cdot)$, $g(\cdot)$ را با تخمین آنها و خطای ردیابی را نیز با تخمین آن جایگزین کرده، در نتیجه قانون کنترل جدید به صورت زیر بدست می آید:

$$u = \frac{1}{\hat{g}(\hat{x})} [-\hat{f}(\hat{x}) + y_r^{(n)} - k_c^T \hat{e}] \quad (۴-۹)$$

با جایگذاری (۴-۹) در (۴-۳) و ساده سازی در نهایت خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \dot{\underline{e}} &= A\underline{e} - Bk_c^T \hat{e} + B\{f(x) - \hat{f}(\hat{x}) + (g(x) - \hat{g}(\hat{x}))u\} \\ e_1 &= C^T \underline{e} \end{aligned} \quad (۴-۱۰)$$

که در آن:

$$e_1 = y_r - y = y_r - x_1 \quad (۴-۱۱)$$

خطای تخمین خروجی است. در نتیجه مسأله ردیابی به مسأله طراحی رؤیتگر در (۴-۱۰) تبدیل شده، که رؤیتگر زیر برای تخمین حالت های (۴-۱۰) پیشنهاد می شود:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\underline{e}}} &= A\hat{\underline{e}} - Bk_c^T \hat{\underline{e}} + k_o (e_1 - \hat{e}_1) \\ \hat{\underline{e}}_1 &= C^T \hat{\underline{e}} \end{aligned} \quad (۴-۱۲)$$

که در آن:

$$k_o^T = [k_n^o, k_{n-1}^o, \dots, k_1^o] \quad (۴-۱۳)$$

بهره رؤیتگر است، با تعریف خطای تخمین رؤیتگر به صورت:

$$\tilde{e} = e - \hat{e} \quad (4-14)$$

$$\tilde{e}_1 = e_1 - \hat{e}_1$$

و با تفریق معادله (4-12) از (4-10) خواهیم داشت:

$$\dot{\tilde{e}} = \Lambda \tilde{e} + B\{f(\underline{x}) - \hat{f}(\hat{x}) + (g(\underline{x}) - \hat{g}(\hat{x}))u\} \quad (4-15)$$

$$\tilde{e}_1 = C^T \tilde{e}$$

که در آن:

$$\Lambda = A - \underline{k}_0 C^T = \begin{bmatrix} -k_n^0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ -k_{n-1}^0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ -k_2^0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ -k_1^0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4-16)$$

و می توان رابطه قبل را به صورت زیر نیز نوشت:

$$\dot{\tilde{e}} = \Lambda \tilde{e} + B \left[f(\mathbf{x}) - y_r^{(n)} + k_c^T \hat{\mathbf{e}} + (g(\mathbf{x}) + g_0)u - g_0 u \right] \quad (4-17)$$

$$\tilde{e}_1 = C^T \tilde{e}$$

از آنجایی که زوج (Λ, C) رویت پذیر است، در نتیجه بهره رؤیتگر \underline{k}_0 را می توان به طوری انتخاب کرد که ماتریس Λ پایدار هرویتز باشد و g_0 یک عدد ثابت غیرصفر است. با جایگذاری رابطه فوق به صورت زیر بازنویسی می شود:

$$\dot{\tilde{e}} = \Lambda \tilde{e} + B \left[f_1(\bar{x}) - y_r^{(n)} + k_c^T \hat{\mathbf{e}} - g_0 u \right] \quad (4-18)$$

$$\tilde{e}_1 = C^T \tilde{e}$$

که در آن $\bar{x} = [x^T, u]^T$ و از آنجا که \tilde{e}_1 خروجی قابل اندازه گیری می باشد، اگر s متغیر لاپلاس باشد، به کمک لم اکیداً حقیقی مثبت (لم کالمن-یاکوبوویچ) داریم:

$$\tilde{e}_1 = H(s) \left[f_1(\bar{x}) - y_r^{(n)} + \mathbf{K}_c^T \hat{\mathbf{e}} - g_0 u \right] \quad (4-19)$$

و در آن:

$$H(s) = C^T \left(s\mathbf{I} - (\mathbf{A} - \mathbf{K}_0 C^T) \right)^{-1} \mathbf{B} \quad (4-20)$$

که در آن $H(s)$ یک تابع تبدیل پایدار مشخص است. به منظور تضمین پایداری سیستم حلقه بسته و استفاده از روش طراحی SPR^1 می توان رابطه اخیر را به صورت زیر نوشت:

$$\tilde{e}_1 = H(s)L(s) \left[L^{-1}(s)f_1(\bar{\mathbf{x}}) + L^{-1}(s)(\mathbf{K}_c^T \hat{\mathbf{e}} - y_r^{(n)}) - L^{-1}(s)g_0 u \right] \quad (4-21)$$

که $L(s) = s^m + b_1 s^{m-1} + \dots + b_m$ ($m < n$) به گونه ای انتخاب می شود که $L^{-1}(s)$ تابع تبدیلی پایدار و $H(s)L(s)$ تابع تبدیلی SPR شود. رابطه 4-21 را می توان به صورت زیر نوشت:

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{e}} &= \Lambda \tilde{e} + \mathbf{B}_c \left[L^{-1}(s)f_1(\bar{\mathbf{x}}) + L^{-1}(s)(\mathbf{K}_c^T \hat{\mathbf{e}} - y_r^{(n)}) - L^{-1}(s)g_0 u \right] \\ \tilde{e}_1 &= \mathbf{C}^T \tilde{e} \end{aligned} \quad (4-22)$$

که در آن تابع تبدیل $H_c(s) = \mathbf{C}^T (s\mathbf{I} - (\mathbf{A} - \mathbf{K}_o \mathbf{C}^T))^{-1} \mathbf{B}_c$ یک تابع تبدیل SPR می باشد. تابع $f_1(\bar{\mathbf{x}})$ تابعی نامعلوم از f, g می باشد که در ادامه با شبکه عصبی RBF تخمین زده می شود.

۳-۳-۴ شبکه عصبی RBF

برای کنترل از شبکه عصبی RBF استفاده می کنیم، خروجی این شبکه عصبی را می توان به صورت برداری زیر نوشت:

$$y = \sum_{i=1}^n w_i \phi(x, c_i, \sigma_i) + w_0 \quad (4-23)$$

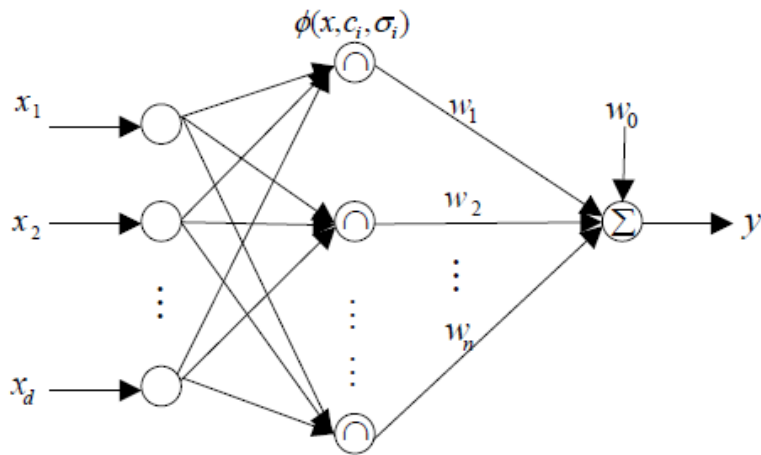
که در آن n تعداد نرون ها در لایه های مخفی، w بایاس، w_i وزن بین لایه مخفی و لایه خروجی و $\phi(x, c_i, \sigma_i)$ تابع تحریک در لایه مخفی می باشد، در این تحقیق تابع $\phi(x, c_i, \sigma_i)$ به صورت زیر تعریف می شود:

$$\phi(x, c_i, \sigma_i) = \exp\left(-\frac{|x - c_i|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (4-24)$$

که c_i و σ_i مرکز و پهنای تابع RBF هستند. این پارامترها به روش های مختلفی تعیین می شوند، در این تحقیق این پارامترها به نحوی تعیین شدند که فضای ورودی به قسمت های مساوی توسط این توابع گوسین تقسیم شوند.

ساختار این شبکه به صورت شکل زیر است:

¹ SPR-Lyapunov design approach



شکل ۴-۲ ساختار شبکه عصبی RBF [۱۰۰].

معادلات بیان کننده این شبکه عصبی را نیز می توان به صورت برداری زیر نوشت:

$$y = w^T \xi \quad (۴-۲۵)$$

که در آن W بردار وزن و ξ بردار توابع تحریک است. بردار وزن نیز به صورت زیر نمایش داده می شود:

$$W = [w, w_1, \dots, w_n] \quad (۴-۲۶)$$

در این سیستم کنترل از شبکه عصبی RBF برای تخمین توابع غیر خطی g , f استفاده شده است.

این دو شبکه عصبی را به صورت زیر می توان در نظر گرفت:

$$f(x) = \tilde{\theta}_f^T \xi_f(x) \quad (۴-۲۷)$$

$$g(x) = \tilde{\theta}_g^T \xi_g(x)$$

که در آن بردار پارامترهای $\tilde{\theta}_f$ و $\tilde{\theta}_g$ بردارهای نامعلوم از شبکه عصبی هستند که توسط قوانین تطبیق و تضمین پایداری بدست می آیند. دو معادله فوق، در واقع معادلات شبکه عصبی برای تخمین توابع غیر خطی f , g هستند. بخش $\xi_f(x)$ و $\xi_g(x)$ از شبکه مشخص بوده و توابع گوسی در نظر گرفته می شوند. در این تحقیق مراکز و پهنای توابع RBF به ترتیب به صورت $c_1 = c_2 = [-1 \quad -0.5 \quad 0 \quad 0.5 \quad 1]$ و $\sigma_1 = 0.2$, $\sigma_2 = 0.25$ فرض شده اند ولی بخش وزن های شبکه باید به نحوی حاصل گردد تا پایداری سیستم تضمین شود.

تحلیل پایداری سیستم و قوانین تطبیق:

برای طراحی کنترل کننده و بدست آوردن قانون تطبیق برای شبکه های عصبی و تضمین پایداری سیستم حلقه بسته، از تابع کاندید لیاپانوف زیر استفاده شده است:

$$(۴-۲۸)$$

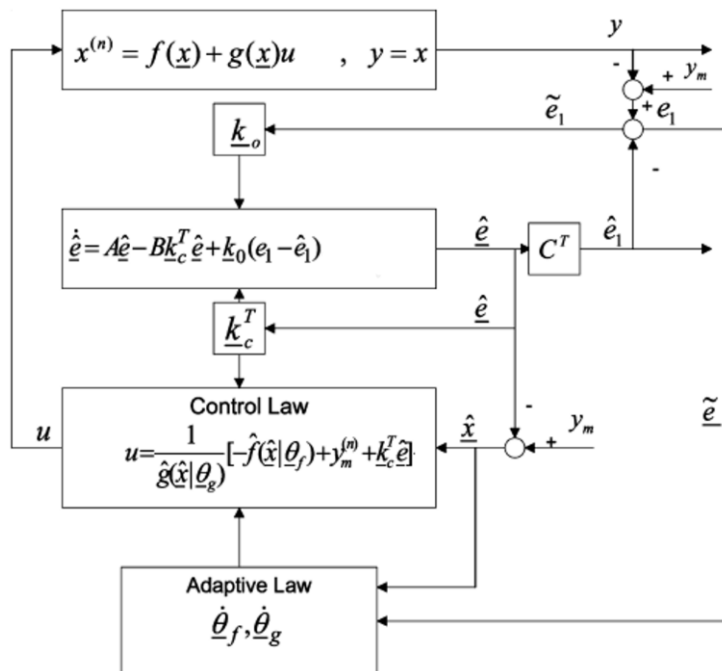
$$V = \frac{1}{2} \tilde{e}^T P_2 \tilde{e} + \frac{1}{2\gamma_1} \tilde{\theta}_f^T \tilde{\theta}_f + \frac{1}{2\gamma_2} \tilde{\theta}_g^T \tilde{\theta}_g + \frac{1}{2} \hat{e}^T P_1 \hat{e}$$

که در آن γ_1 و γ_2 دو مقدار ثابت و مثبت برای طراحی، و $\underline{\hat{\theta}}_f$ و $\underline{\hat{\theta}}_g$ خطای تخمین بردار پارمتر برای دو شبکه عصبی هستند و ماتریس های \hat{P}, P مثبت معین متقارن انتخاب می شوند. با مشتق گیری از V و جایگذاری از معادلات سیستم در خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \frac{1}{2} \dot{\underline{\hat{e}}}^T P \underline{\hat{e}} + \frac{1}{2} \underline{\hat{e}}^T P \dot{\underline{\hat{e}}} + \frac{1}{\gamma_1} \dot{\underline{\hat{\theta}}}_f^T \underline{\hat{\theta}}_f + \frac{1}{\gamma_2} \dot{\underline{\hat{\theta}}}_g^T \underline{\hat{\theta}}_g + \frac{1}{2} \dot{\underline{\hat{e}}}^T \hat{P} \underline{\hat{e}} + \frac{1}{2} \underline{\hat{e}}^T \hat{P} \dot{\underline{\hat{e}}} \\ &= \frac{1}{2} \hat{\mathbf{e}}^T \left[(A - BK_c^T)^T \mathbf{P}_1 + \mathbf{P}_1 A - BK_c^T \right] \hat{\mathbf{e}} + \hat{\mathbf{e}}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{K}_0 \mathbf{C}^T \underline{\hat{e}} \\ &\quad + \frac{1}{2} \tilde{\mathbf{e}}^T \left[\Lambda^T \mathbf{P}_2 + \mathbf{P}_2 \Lambda \right] \tilde{\mathbf{e}} + \tilde{\mathbf{e}}^T \mathbf{P}_2 \mathbf{B}_c \left[L^{-1}(s) f_1(\bar{\mathbf{x}}) + L^{-1}(s) \left(\mathbf{K}_c^T \hat{\mathbf{e}} - y_r^{(n)} \right) \right. \\ &\quad \left. - L^{-1}(s) g_0 u \right] + \frac{1}{\gamma_1} \dot{\underline{\hat{\theta}}}_f^T \underline{\hat{\theta}}_f + \frac{1}{\gamma_2} \dot{\underline{\hat{\theta}}}_g^T \underline{\hat{\theta}}_g \end{aligned} \quad (4-29)$$

$$\begin{aligned} \dot{\underline{\hat{\theta}}}_f &= -\gamma_1 \underline{\xi}_f^T B^T P \underline{\hat{e}} \\ \dot{\underline{\hat{\theta}}}_g &= -\gamma_2 \underline{\xi}_g^T B^T P \underline{\hat{e}} u \end{aligned} \quad (4-30)$$

نمودار بلوکی سیستم حلقه بسته به صورت شکل ۳-۴ می باشد.



شکل ۳-۴ نمودار بلوکی حلقه بسته برای طراحی کنترل کننده [۱۰۰].

۴-۳-۴ دینامیک داخلی توربین گاز و بررسی پایداری آن

دینامیک داخلی سیستم را می توان به صورت زیر در نظر گرفت:

$$\frac{dm_{cc}}{dt} = \dot{m}_c + \dot{m}_f - \dot{m}_t \quad (4-31)$$

که در آن خروجی کنترل کننده است و مقداری کمتر از یک خواهد داشت. حال برای بررسی پایداری دینامیک داخلی تابع کاندید لیاپانوف زیر پیشنهاد می شود:

$$V = \frac{1}{2} m_{cc}^2 \quad (4-32)$$

با مشتق گیری از تابع لیاپانوف پیشنهادی فوق معادله زیر حاصل می شود:

$$\dot{V} = m_{cc} \dot{m}_{cc} \quad (4-33)$$

با جایگذاری رابطه (۴-۳۱) در رابطه (۴-۳۳) :

$$\dot{V} = m_{cc} (\dot{m}_c + \dot{m}_f - \dot{m}_t) \quad (4-34)$$

بدست می آید. در رابطه (۴-۳۴) از آنجا که \dot{m}_f عددی کمتر از یک بوده و همانطور که در فصل دو بیان شد داریم:

$$\dot{m}_c = \text{const}(1)q(\lambda_1) \frac{P_1}{\sqrt{T_1}} \quad (4-35)$$

$$\dot{m}_T = \text{const}(2)q(\lambda_3) \frac{P_3}{\sqrt{T_3}} \quad (4-36)$$

$$\begin{cases} P_{01} = 98711 \text{ pa} \\ T_{01} = 305.45 \text{ K} \\ \text{Const1} = 2.372 * 10^{-4} \\ \text{Const2} = 4.6395 * 10^{-4} \end{cases} \quad (4-37)$$

T_3, P_3 متغیر هستند اما در بدترین مقدار ممکن می توانند مقادیر زیر را اختیار کنند:

$$T_3 = 1000 \text{ K} \quad (4-38)$$

$$P_3 = 10^5 \text{ pa}$$

با این مقادیر ذکر شده حدود تغییرات زیر برای متغیرهای رابطه (4-34) حاصل می شود:

$$\dot{m}_i \approx 1.5 * 10^3 \text{ kg / s} \quad (4-39)$$

$$\dot{m}_c \approx 60 \text{ kg / s}$$

همچنین از آنجا که m_{cc} جرم گاز داخل محفظه احتراق می باشد هیچگاه نمی تواند عددی منفی باشد لذا همواره :

$$\dot{m}_c + \dot{m}_f - \dot{m}_i \leq 0 \quad (4-40)$$

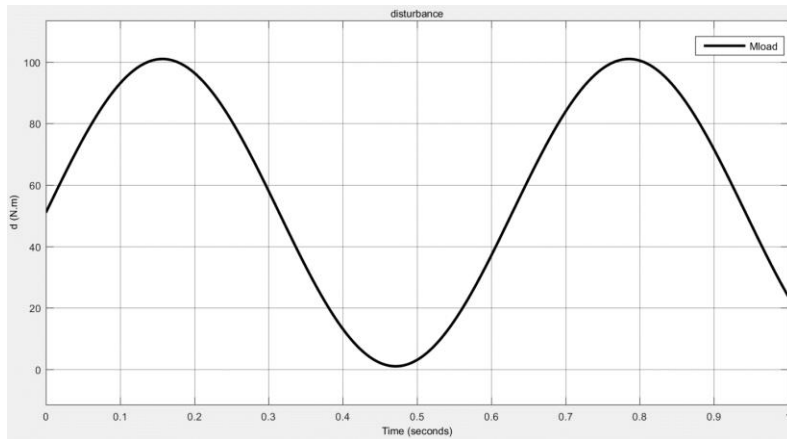
و در نتیجه:

$$\dot{V} = m_{cc} (\dot{m}_c + \dot{m}_f - \dot{m}_i) \leq 0 \quad (4-41)$$

بدین معنی که دینامیک داخلی سیستم توربین گازی پایدار می باشد.

۵-۳-۴ اغتشاش

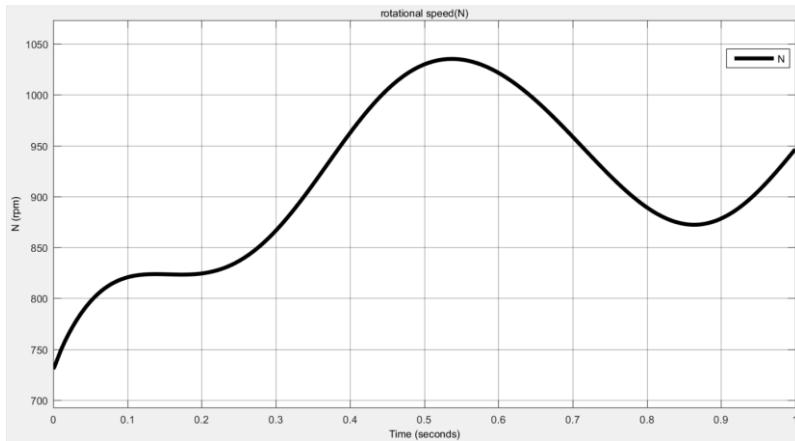
مهمترین پارامتر اغتشاشی در توربین های گاز نیروگاهی، تغییرات گشاور بار اعمالی به توربین است. این پارامتر اغتشاشی، با یک سیگنال سینوسی شبیه سازی شده است. دامنه این اغتشاش سینوسی ۵۰ (نیوتن متر) با فرکانس ۱۰ رادیان بر ثانیه در نظر گرفته شده است. شکل ۴-۴ این اغتشاش را نشان می دهد.



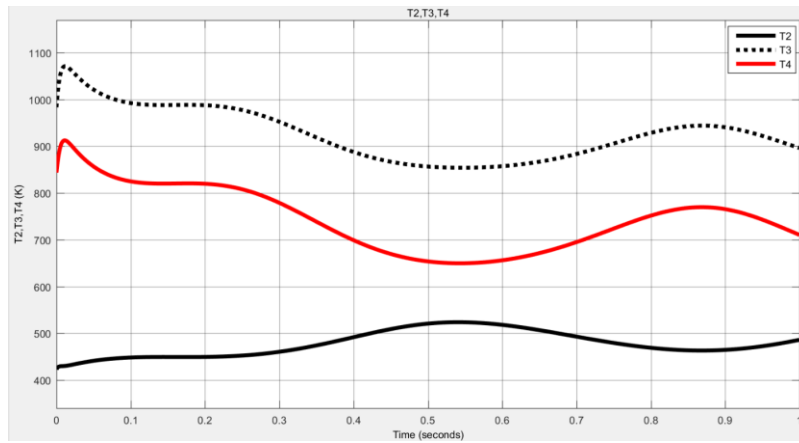
شکل ۴-۴. اغتشاش سینوسی گشتاور بار (M_{load}).

حال در شکل ۴-۵ تا شکل ۴-۹ پاسخ سیستم حلقه باز با وجود اغتشاش شکل ۴-۴ نشان داده شده

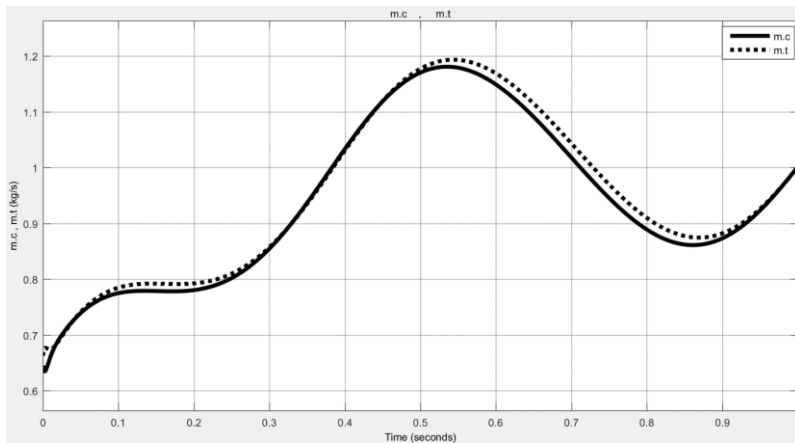
است.



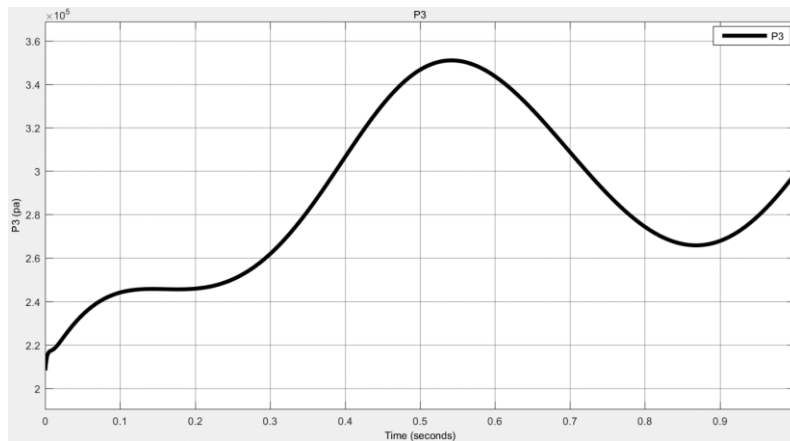
شکل ۴-۵ پاسخ پله سیستم حلقه باز در حضور اغتشاش.



شکل ۴-۶ تغییرات دمای سیستم حلقه باز در حضور اغتشاش.



شکل ۴-۷ تغییرات دبی سوخت توربین و کمپرسور برای سیستم حلقه باز در حضور اغتشاش.

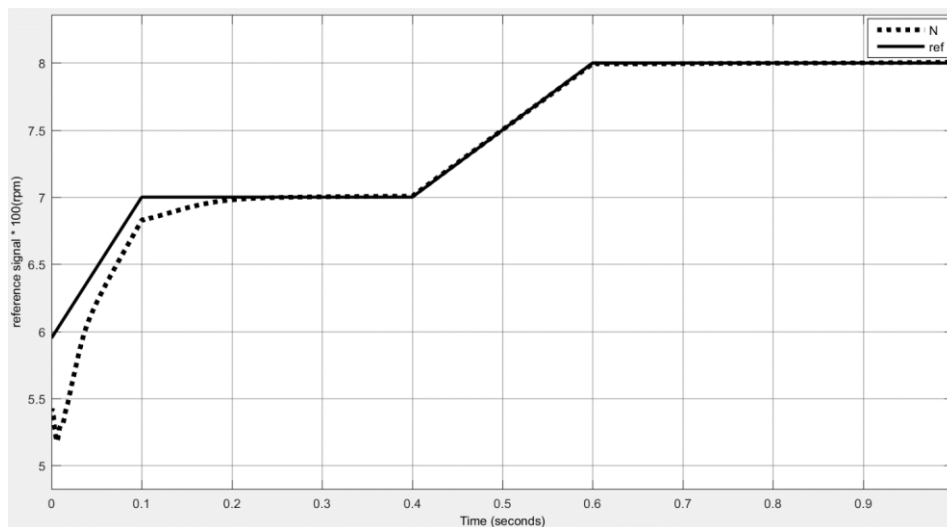


شکل ۴-۸ تغییرات فشار ورودی توربین برای سیستم حلقه باز در حضور اغتشاش.

۴-۳-۶ شبیه سازی و نتایج

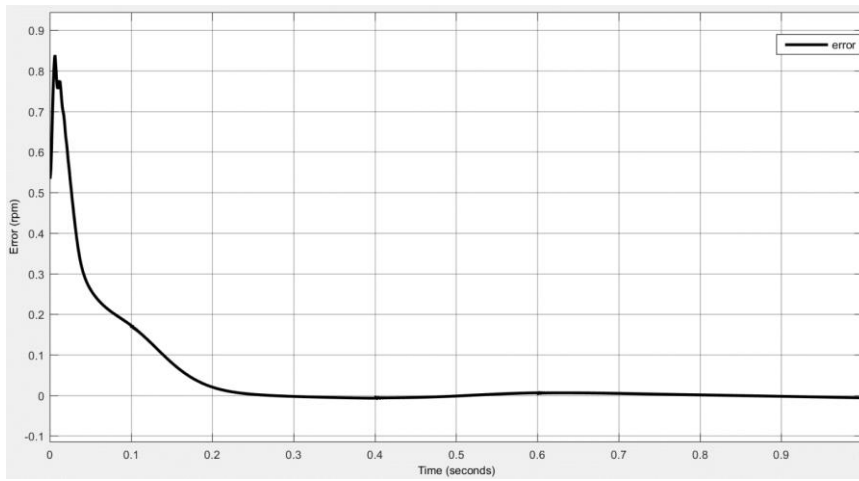
در تمامی شبیه سازی های این قسمت همواره اغتشاش خارجی یعنی گشتاور بار (M_{load}) به صورت شکل ۴-۴ وجود داشته و نتایج در حضور اغتشاش بدست آمده اند.

۴-۳-۶-۱ ردگیری ترکیب ورودی شیب و پله

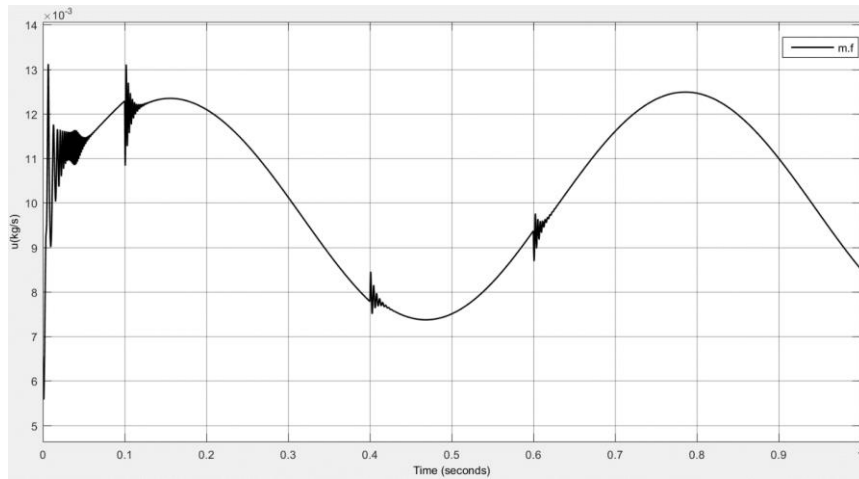


شکل ۴-۹ ردگیری ورودی شیب و پله در حضور اغتشاش.

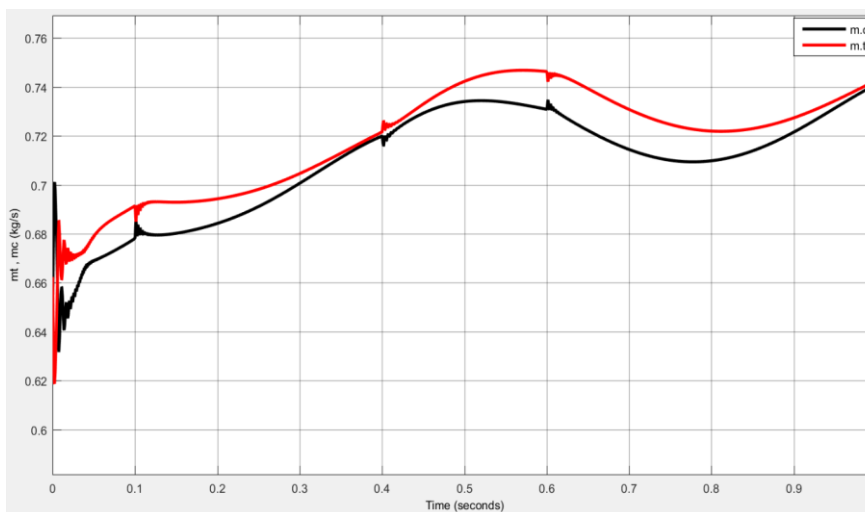
همانطور که در شکل ۴-۹ مشخص است، از آنجا که شبکه عصبی در لحظات اولیه در حال آموزش است اندکی خطای قابل قبول وجود دارد اما پس از آموزش، این خطا به صفر همگرا شده و سیستم پایدار می گردد.



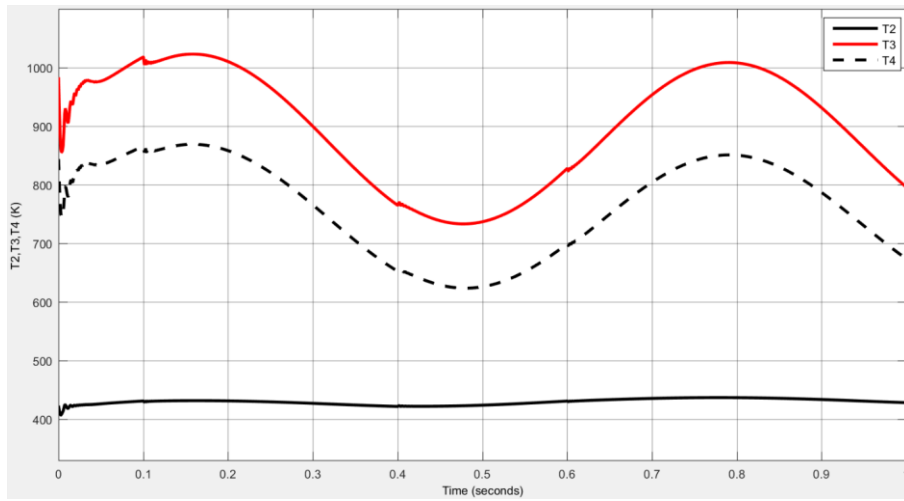
شکل ۴-۱۰ خطای ردگیری.



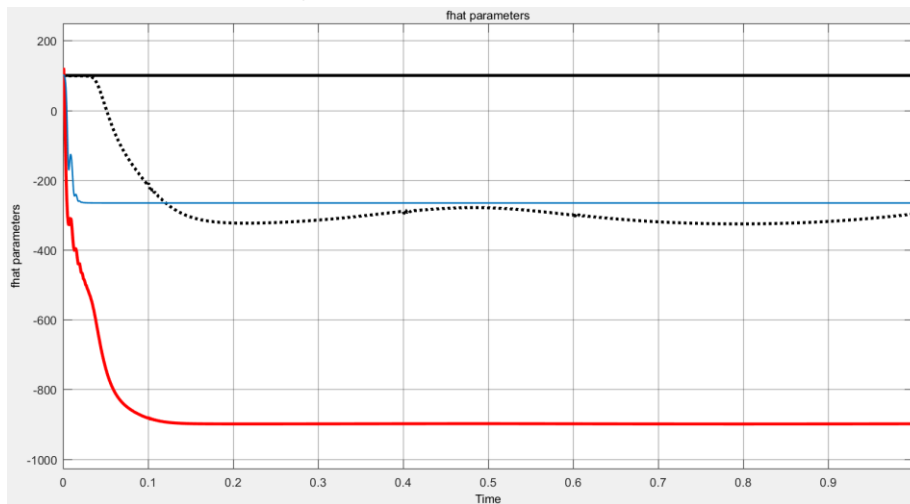
شکل ۴-۱۱ تلاش کنترلی برای ردگیری.



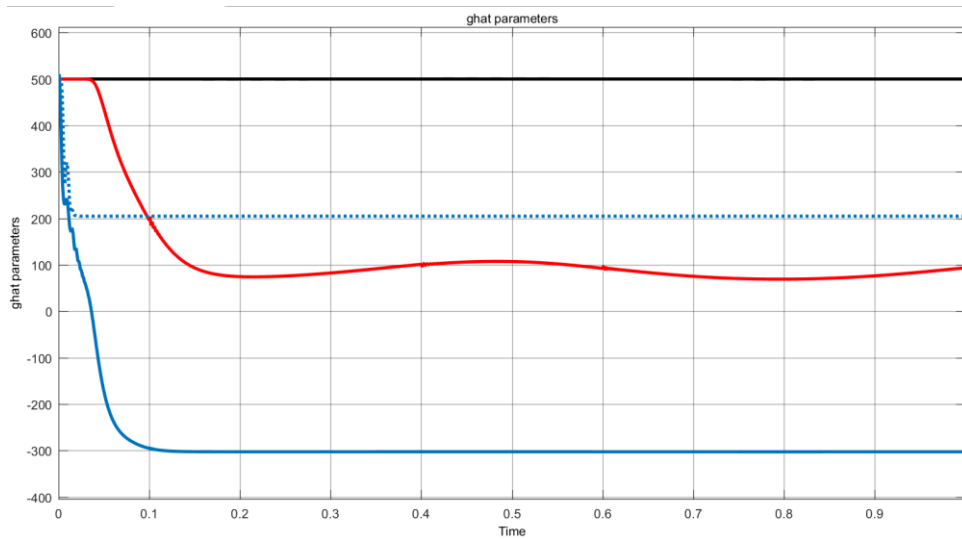
شکل ۴-۱۲ تغییرات دبی سوخت توربین و کمپرسور در اثر ردگیری.



شکل ۴-۱۳ تغییرات دمای قسمت های مختلف توربین در اثر ردگیری.

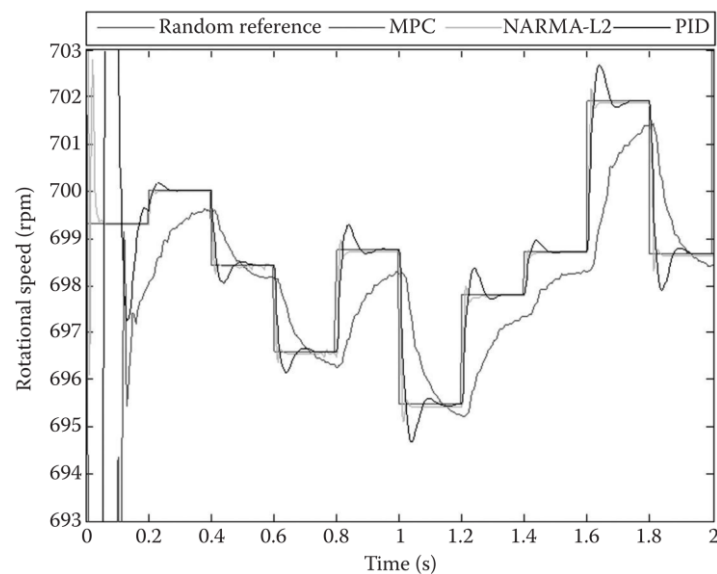


شکل ۴-۱۴ تنظیم پارامترهای f.

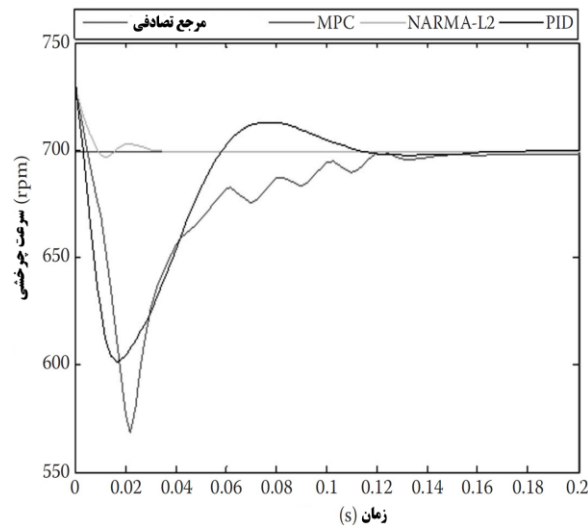


شکل ۴-۱۵ تنظیم پارامترهای g.

همان طور که در شکل ۴-۱۰ مشاهده می شود تا لحظه ۰/۲ ثانیه که شبکه عصبی در حال آموزش می باشد، خطا از مقدار ۰/۸۵ به مقدار ۰/۰۵ کاهش یافته است و پس از آن با اتمام فرآیند آموزش شبکه عصبی، خطا در مقدار تقریبی صفر باقی می ماند. در شکل ۴-۱۱ تلاش کنترلی برای اعمال به سیستم توربین گازی نشان داده شده است همان طور که مشخص است دبی جرمی سوخت به عنوان ورودی، در مقدار محدوده عملکرد مجاز خود قرار دارد. با وجود اعمال ورودی شیب و پله در لحظات ۰/۴ و ۰/۶ ثانیه تلاش کنترلی قابل قبولی برای ردگیری ورودی مطلوب حاصل شده است. در شکل ۴-۱۲ تغییرات دبی سوخت توربین و کمپرسور در اثر ردگیری ورودی مطلوب شیب و پله ارائه شده است و در انتها شکل ۴-۱۳ تغییرات دمای قسمت های مختلف توربین را نشان می دهد که در محدوده عملکرد مجاز خود قرار دارند.



شکل ۴-۱۶ ردگیری کنترلی کننده های PID، خطی ساز فیدبک و مدل پیش بین به ورودی مطلوب [۷۸].



شکل ۴-۱۷ نمایی نزدیک از ردگیری کنترل کننده های PID، خطی ساز فیدبک و مدل پیش بین به ورودی مطلوب [۷۸].

شکل ۴-۱۶ خلاصه ای از کنترل کننده های طراحی شده توسط محققان برای کنترل سرعت چرخشی سیستم توربین گازی مفروض را نشان می دهد. در این شکل کنترل کننده های PID کلاسیک، خطی ساز فیدبک و مدل پیش بین در یک بازه زمانی یک ثانیه ای به سیستم توربین گازی اعمال شده اند که نمایی نزدیک از ردگیری ورودی مطلوب در شکل ۴-۱۷ مشاهده می شود. با مقایسه شکل ۴-۱۶ و شکل ۴-۹ می توان گفت که حتی با وجود اعمال اغتشاش شکل ۴-۴ به سیستم توربین گاز در این تحقیق، کنترل کننده طراحی شده، خطای حالت دائم کمتر، زمان نشست کمتر و سرعت ردگیری بیشتری در مقایسه با کنترل کننده های PID، خطی ساز فیدبک و مدل پیش بین دارد و مهم تر آن که کنترل کننده عصبی تطبیقی طراحی شده در این تحقیق پس از آموزش شبکه عصبی تغییرات در ورودی مطلوب را بسیار سریع تر و با خطای نزدیک به صفر دنبال می کند.

۵ فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهاد

۱-۵ نتیجه گیری

در این پایان نامه برای کنترل سرعت یک توربین گازی تک محوره با توان پایین، روش عصبی تطبیقی مبتنی بر رؤیتگر استفاده گردید. در این پژوهش ابتدا سیستم حلقه باز توربین گاز با در نظر گرفتن یک اغتشاش خارجی و شرایط محیطی مورد آزمایش قرار گرفت. گشتاور بار به عنوان اغتشاش اصلی در توربین های گازی معرفی شد و با حضور آن کنترل کننده عصبی تطبیقی طراحی شد. از دو شبکه عصبی RBF برای تنظیم پارامترهای کنترل کننده و تخمین دینامیک های غیر خطی توربین گازی در سیستم حلقه بسته استفاده شد. نتایج شبیه سازی نشان داد که سرعت توربین گازی در کمتر از ۰/۵ ثانیه با خطای بسیار نزدیک به صفر، ورودی مرجع را ردگیری کرده است.

از آنجا که سیستم توربین گازی یک سیستم نامینیمم فاز (تابع تبدیل G_{32} در جدول ۳-۲) است، این گونه سیستم ها اغلب به کندی تغییرات در ورودی را ردگیری می کنند، اما کنترل کننده طراحی شده نشان داد حتی با اعمال اغتشاش سینوسی ۱۰۰ نیوتن در متر برای گشتاور بار (M_{load}) در توربین، باز هم به خوبی می تواند ورودی را ردگیری کند و اثر اغتشاش را از بین ببرد. این کنترل کننده با در نظر گرفتن همه محدودیت های موجود در طراحی توربین گاز از جمله دمای ورودی توربین، دمای خروجی آن، مقدار دبی سوخت ورودی در توربین و سرعت چرخش توربین طراحی شد. همچنین این کنترل کننده در مقایسه با کنترل کننده هایی که تا کنون برای کنترل سرعت توربین های گازی طراحی شده اند از جمله: کنترل پیش بین، کنترل خطی ساز فیدبک و کنترل PID از لحاظ دقت و سرعت در ردگیری ورودی مرجع، به مراتب نتایج بهتری دارد.

۲-۵ پیشنهادات

۱. کنترل توربین های گازی به معادلات ترمودینامیکی و تعادل انرژی، مرتبط هستند و درجه غیرخطی بالایی دارند. از طرفی روش های خطی سازی برای ساده سازی این معادلات دینامیکی پیچیده اجتناب ناپذیر است. لذا به اندازه کافی دقیق نیستند و می تواند منجر به بوجود آمدن مشکلات غیر قابل پیش بینی شود. لذا مدل سازی به کمک شبکه عصبی که توانایی نشان دادن دینامیک های غیر خطی توربین گازی را دارد می تواند مشکلات را تا حدود زیادی برطرف کند.
۲. قطعات توربین گازی به تدریج فرسوده شده و کارایی خود را از دست می دهند. از طرفی جایگزینی توربین ها از لحاظ اقتصادی به صرفه نیست. مدل سازی جعبه سیاه با شبکه های عصبی، بخاطر مستقل بودن و سازگاری با شرایط جدید می تواند تا حدودی برای مانیتورینگ شرایط مفید باشد.
۳. اکثر کنترل کننده ها و مدل ها برای توربین گازی بر اساس کارایی حالت پایدار آن ها طراحی شده اند. یعنی توربین قبلا فرآیند راه اندازی را گذرانده و در حالت پایدار اجرا می شود. تعداد محدودی تحقیق در زمینه کنترل سرعت توربین در زمان راه اندازی آن صورت گرفته است.

۴. مانند هر روش دیگری شبکه عصبی نیز محدودیت های خاص خود را دارد. چالش های اساسی در شبکه های عصبی می تواند زمان آموزش، ارتقاء شبکه عصبی RBF، یکپارچه سازی فن آوری و محدودیت در شناسایی هر پارامتر ورودی در طول فرآیند آموزش است. تحقیق در این زمینه می تواند کمک شایانی به حل این چالش ها کند.

مراجع

[١] G. G. Kulikov and H. A. Thompson, *Dynamic Modelling of Gas Turbines*, London Ltd: Springer, ٢٠١٠, ٣٣٦ pp.

[٢] J. W. Sawyer, *Sawyer's Gas Turbine Engineering Handbook*, Stamford, Connecticut: Gas Turbine Publications, ١٩٦٦, ٥٥٢ pp.

[٣] A. M. Y. Razak, *Industrial Gas Turbines: Performance and Operability*, ١st ed., Cambridge, England: Woodhead Publishing Limited, ٢٠٠٧, ٦٠٢ pp.

[٤] H. Asgari, X. Q. Chen, and R. Sainudiin, Modelling and simulation approaches for gas turbine system optimization, in Maki K. Habib, and J. Paulo Davim (eds.), *Engineering Creative Design in Robotics and Mechatronics*, Hershey, PA: IGI Global, ٢٠١٣, pp. ٢٤٠–٢٦٤.

[٥] G. V. Beard and M. R. Rollins, Engineering economics, in *Power Plant Engineering*, London, UK: Springer Science & Business Media Inc., ١٩٩٦.

[٦] Wikimedia Commons Webpage, ٢٠١٣. [Online]. Available: http://en.wikipedia.org/wiki/File:Brayton_cycle.svg. [Accessed ١٤ June ٢٠١٣].

[٧] H. Cohen, G. Rogers, and H. Saravanamut, *Gas Turbine Theory*, ٥th ed., Harlow, England: Pearson Education, ٢٠٠١.

[٨] M. P. Boyce, *Gas Turbine Engineering Handbook*, ٤th ed., Oxford: Butterworth-Heinemann Ltd, Elsevier Science & Technology, ٢٠١١, ١٠٠٠ pp.

[٩] H. Asgari, X. Q. Chen, and R. Sainudiin, Considerations in modelling and control of gas turbines—A review, in *The 2nd International Conference on Control, Instrumentation, and Automation (ICCIA)*, Shiraz, Iran, December

[10] Wikimedia Commons, 2012. [Online]. Available: <http://commons.wikimedia.org>.

[11] THM Gas Turbine Basic Training, Turbo Training Catalogues, Germany: MAN Diesel & Turbo Co., 2009.

[12] From THM Gas Turbine Basic Training, Turbo Training Catalogues, MAN Diesel & Turbo Co., 2009.

[13] W. P. J. Visser, O. Kogenhop, and M. Oostveen, A generic approach for gas turbine adaptive modelling, *ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, vol. 128, no. 1, pp. 13–19, 2006.

[14] L. Ljung and T. Glad, *Modelling of Dynamic Systems*, Englewood Cliffs, New Jersey: PTR Prentice Hall, Prentice Hall Information and System Sciences Series, 1994, 361 pp.

[15] T. Giampaolo, *Gas Turbine Handbook – Principles and Practice*, 4th ed., Lilburn, Georgia, USA, Fairmont Press Inc., 2009, 447 pp.

[16] D. Clifton, *Condition Monitoring of Gas Turbine Engines*, University of Oxford, London, UK, 2006.

[17] Y. K. Lee, M. Yuan, T. Fische, D. N. Mavris, and V. Volovoi, A fault diagnosis method for industrial gas turbines using Bayesian data analysis, *ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, vol. 132, no. 4, pp. 0416021–6, 2010.

[18] M. Norgaard, O. Ravn, N. K. Poulsen, and L. K. Hansen, *Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems: A Practitioner's Handbook*, New York: Springer-Verlag Inc., 2003, 246 pp.

[19] R. S. Burns, *Advanced Control Engineering*, Oxford, UK: Butterworth-Heinemann Publications, 2001.

[20] P. Centeno, I. Egado, C. Domingo, F. Fernandez, L. Rouco, and M. Gonzalez, Review of Gas Turbine Models for Power System Stability Studies, Madrid: Universidad Pontificia Comillas and Endesa Generacion, 2002.

[21] B. E. Ricketts, Modelling of a gas turbine: A precursor to adaptive control, in *IEE Colloquium on Adaptive Controllers in Practice*, London, UK, 1997, pp. 9/1–9/5.

[22] P. Ailer, Mathematical modelling of control system of a low-power engine, in Proceedings of “The Challenge of Next Millennium on Hungarian Aeronautical Sciences” Conference, Budapest, Hungary, June 2–4, 1999, pp. 142–152.

[23] P. Ailer, G. Szederkenyi, and K. M. Hangos, Nonlinear control design of a low-power gas turbine, in Proceedings of 2nd International PhD Workshop on Systems and Control; a Young Generation Viewpoint, Balatonfured, Hungary, September 17–20, 2001, pp. 1–10.

[24] P. Ailer, G. Szederkenyi, and K. M. Hangos, Model-based nonlinear control of a low-power gas turbine, in Proceedings of 10th Triennial World Congress of the International Federation of Automatic Control, Barcelona, Spain, 2002, vol. 10, pp. 222–227.

[25] P. Ailer, G. Szederkenyi, and K. M. Hangos, LPV-analysis and control design of a low power gas turbine, in Proceedings of 4th International PhD Workshop on Information Technologies and Control; a Young Generation Viewpoint, Libverda, Czech Republic, September 16–20, 2003.

[26] P. Ailer, B. Pongracz, and G. Szederkenyi, Constrained control of a low power industrial gas turbine based on input-output linearization, in *Proceedings of International Conference on Control and Automation (ICCA)*, Budapest, Hungary, 2000, pp. 368–373.

[27] J. L. Aguero, M. C. Beroqui, and H. D. Pasquo, Gas Turbine Control Modifications for: Availability and Limitation of Spinning Reserve and Limitation of Non-Desired Unloading, Pluspetrol Energy SA, Tucuman, Argentina, 2002, 8 pp.

[28] M. Lichtsinder and Y. Levy, Jet engine model for control and real-time simulations, *ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, vol. 128, no. 4, pp. 740–753, 2006.

[29] M. Ashikaga, Y. Kohno, M. Higashi, K. Nagai, and M. Ryu, A study on applying nonlinear control to gas turbine systems, in *International Gas Turbine Congress (IGTC)*, Tokyo, Japan, November 2–7, 2003, 8 pp.

[30] C. Zaiet, O. Akhrif, and L. Saydy, Modeling and non linear control of a gas turbine, in IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Montreal, Quebec, Canada, July 9–13, 2006, pp. 2688–2694.

[31] B. Pongraz, P. Ailer, K. M. Hangos, and G. Szederkenyi, Nonlinear reference tracking control of a gas turbine with load torque estimation, *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, vol. 22, no. 8, pp. 707–723, 2008.

[32] J. P. Tong and T. Yu, Nonlinear PID control design for improving stability

of micro-turbine systems, in Third International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies (DRPT), Nanjing, China, April 6-9, 2008, pp. 2010-2018.

[33] I. V. Kolmanovsky, L. C. Jaw, W. Merrill, and H. T. Van, Robust control and limit protection in aircraft gas turbine engines, in *IEEE International Conference on Control Applications (CCA)*, Dubrovnik, October 3-5, 2012, pp. 812-819.

[34] M. Pakmehr, *Towards Verifiable Adaptive Control of Gas Turbine Engines*, Georgia: School of Aerospace Engineering, Georgia Institute of Technology, 2013.

[35] E. Najimi and M. H. Ramezani, Robust control of speed and temperature in a power plant gas turbine, *ISA Transactions*, vol. 51, no. 2, pp. 304-308, 2012.

[36] W. I. Rowen, Simplified mathematical representations of single-shaft gas turbines in mechanical drive service, *Turbomachinery International*, vol. 33, no. 5, pp. 26-32, 1992.

[37] S. J. Qin and T. A. Badgwell, *An Overview of Industrial Model Predictive Control Technology*, University of Texas at Austin, USA, 1997, 31 pp.

[38] S. Qin and T. A. Badgwell, A survey of industrial model predictive control technology, *Control Engineering Practice*, vol. 11, no. 5, pp. 733-764, 2003.

[39] J. Richalet, A. Rault, J. L. Testud, and J. Papon, Model predictive heuristic control: Application to industrial processes, *Automatica*, vol. 14, no. 5, pp. 413-428, 1978.

[40] J. Richalet, Industrial applications of model based predictive control, *Automatica*, vol. 29, no. 5, pp. 1201-1274, 1993.

[41] M. Nikolaou, Model predictive controllers: A critical synthesis of theory and industrial needs, *Advances in Chemical Engineering*, vol. 26, pp. 131-204, 2001.

[42] J. B. Rawlings, Tutorial overview of model predictive control, *Control Systems*, vol. 20, no. 3, pp. 38-52, 2000.

[43] C. Junghui and H. Tien-Chih, Applying neural networks to on-line updated PID controllers for nonlinear process control, *Journal of Process Control*, vol. 14, no. 2, pp. 211-230, 2004.

[44] A. M. Suarez, M. A. Duarte-Mermoud, and D. F. Bassi, A predictive control

scheme based on neural networks, *Kybernetes*, vol. 30, no. 10, pp. 1079–1106, 2006.

[15] M. Agarwal, A systematic classification of neural-network-based control, *Control Systems*, vol. 17, no. 2, pp. 90–93, 1997.

[16] K. J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Żbikowski, and P. J. Gawthrop, Neural networks for control systems—A survey, *Automatica*, vol. 28, no. 6, pp. 1083–1112, 1992.

[17] S. Balakrishnan and R. D. Weil, Neurocontrol: A literature survey, *Mathematical and Computer Modelling*, vol. 23, no. 1–2, pp. 101–117, 1996.

[18] D. Psaltis, A. Sideris, and A. A. Yamamura, A multilayered neural network controller, *IEEE Control Systems Magazine*, 1988, pp. 17–21.

[19] K. Lietzau and A. Kreiner, Model based control concepts for jet engines, in *Turbo Expo 2001*, New Orleans, Louisiana, USA, June 4–7, 2001, 8 pp.

[20] K. Lietzau and A. Kreiner, *The Use of Onboard Real-Time Models for Jet Engine Control*, Germany: MTU Aero Engine, 2004.

[21] P. K. Dash, S. Mishra, and G. Panda, A radial basis function neural network controller for UPFC, *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 10, no. 4, pp. 1293–1299, 2000.

[22] I. T. Nabney and D. C. Cressy, Neural network control of a gas turbine, *Neural Computing & Applications*, vol. 4, no. 4, pp. 198–208, 1996.

[23] N. Dodd and J. Martin, Using neural networks to optimize gas turbine aero engines, *Computing & Control Engineering Journal*, vol. 8, no. 3, pp. 129–130, 1997.

[24] S. Sahin and A. Savran, A neural network approach to model predictive control, in 14th Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks (*TAINN*), Turkey, June 16–17, 2000, pp. 386–392.

[25] M. Ławryńczuk, A family of model predictive control algorithms with artificial neural networks, *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, vol. 17, no. 2, pp. 217–232, 2007, pp. 227–244.

[26] M. Ławryńczuk, An efficient nonlinear predictive control algorithm with

neural models based on multipoint on-line linearisation, in *International Conference* on “Computer as a Tool” (EUROCON), Warsaw, September 9–12, 2007.

[107] A. Jadlovska, N. Kabakov, and J. Sarnovsky, Predictive control design based on neural model of a non-linear system, *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 6, pp. 93–108, 2008.

[108] A. M. Suarez, M. A. Duarte-Mermoud, and D. F. Bassi, A predictive control scheme based on neural networks, *Kybernetes*, vol. 36, no. 10, pp. 1079–1106, 2007.

[109] A. Z. Cipriano, Fuzzy predictive control for power plants, in *Advanced Fuzzy Logic Technologies in Industrial Applications*, 2006, pp. 279–297.

[110] J. S. Kim, K. M. Powell, and T. F. Edgar, Nonlinear model predictive control for a heavy-duty gas turbine power plant, in *American Control Conference (ACC)*, Washington DC, June 17–19, 2013, pp. 2902–2907.

[111] Y. Becerikli, A. Konar, and S. Tariq, Intelligent optimal control with dynamic neural networks, *Neural Networks*, vol. 16, no. 2, pp. 201–209, 2003.

[112] J. S. Litt, K. I. Parker, and S. Chatterjee, Adaptive gas turbine engine control for deterioration compensation due to aging, in *16th International Symposium on Airbreathing Engines*, Cleveland, Ohio, October 2003, pp. 2126.07/1–2126.07/8.

[113] C. Junghui and H. Tien-Chih, Applying neural networks to on-line updated PID controllers for nonlinear process control, *Journal of Process Control*, vol. 14, no. 2, pp. 211–230, 2004.

[114] A. M. Schaefer, D. Schneegass, V. Sterzing, and S. Udluft, A neural reinforcement learning approach to gas turbine control, in *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Orlando, Florida, USA, August 12–17, 2007, pp. 1691–1696.

[115] N. Sisworahardjo, M. El-Sharkh, and M. Alam, Neural network controller for microturbine power plants, *Electric Power Systems Research*, vol. 78, no. 8, pp. 1378–1384, 2008.

[116] H. Ghorbani, A. Ghaffari, and M. Rahnama, Constrained model predictive control implementation for a heavy-duty gas turbine power plant, *WSEAS*

Transactions on Systems and Control, vol. 3, no. 6, pp. 507–516, 2008.

[15] H. Ghorbani, A. Ghaffari, and M. Rahnama, Multivariable model predictive control for a gas turbine power plant, in *10th WSEAS International Conference on Automatic Control, Modelling & Simulation (ACMOS)*, Istanbul, Turkey, May 27–30, 2008, pp. 270–281.

[16] J. Mu and D. D. Rees, Approximate model predictive control for gas turbine engines, in *American Control Conference*, Boston, Massachusetts, June 3–July 2, 2004, pp. 5704–5709.

[17] J. X. Mu, D. Rees, and G. P. Liu, Advanced controller design for aircraft gas turbine engines, *Control Engineering Practice*, vol. 13, no. 8, pp. 1001–1010, 2005.

[18] S. Balamurugan, R. J. Xavier, and A. Jeyakumar, ANN controller for heavyduty gas turbine plant, *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 3, no. 12, pp. 1760–1771, 2008.

[19] W. I. Rowen, Simplified mathematical representations of heavy-duty gas turbines, *ASME Journal of Engineering for Power*, vol. 100, no. 4, pp. 860–869, 1983.

[20] S. Balamurugan, R. J. Xavier, and A. Jeyakumar, ANN controller for heavyduty gas turbine plant, *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 3, no. 12, pp. 1760–1771, 2008.

[21] J. Yamagami, K. Okajima, O. Koyama, S. Yamamoto, and H. Oonuki, Development of next generation gas turbine control systems, *IHI Engineering Review*, vol. 41, no. 2, pp. 74–79, 2008.

[22] M. Bazazzadeh, H. Badihi, and A. Shahriari, Gas turbine engine control design using fuzzy logic and neural networks, *International Journal of Aerospace Engineering*, 12 pp. 2011.

[23] (S. Balamurugan, R. J. Xavier, and A. Jeyakumar, *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 3, no. 12, pp. 1760–1771, 2008.

[24] C. Junghui and H. Tien-Chih, Applying neural networks to on-line updated PID controllers for nonlinear process control, *Journal of Process Control*, vol. 14, no. 2, pp. 211–230, 2004.

[25] H. Asgari, X. Q. Chen, M. B. Menhaj, and R. Sainudiin, ANN-based system

identification, modelling, and control of gas turbines—A review, in International Conference on Power and Energy Engineering (ICPEE), Phuket Island, Thailand, 2012, 7 pp.

[V^] H. Asgari, X. Q. Chen, M. B. Menhaj, and R. Sainudiin, ANN-based system identification, modelling, and control of gas turbines—A review, Manufacturing Science and Technology III, Advanced Materials Research, vol. 622–623, pp. 611–617, 2013.

[V^V] W. I. Rowen, “Simplified mathematical representations of heavy-duty gas turbines,” *ASME J. Eng. Power*, vol. 105, pp. 860–869, 1983.

[^.] (From W. I. Rowen, *ASME Journal of Engineering for Power*, vol. 105, no. 4, pp. 860–869, 1983; M. R. Bank Tavakoli, B. Vahidi, and W. Gawlik, *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 24, no. 3, pp. 1366–1374, 2009.

[V^] P. Centeno, I. Egido, C. Domingo, F. Fernandez, L. Rouco, and M. Gonzalez, “Review of gas turbine models for power system stability studies,” presented at the 9th Spanish Portuguese Congress on Electrical Engineering, Marbella, Spain, 2000.

[^] H. Asgari, X. Q. Chen, and R. Sainudiin, Applications of artificial neural networks to rotating equipment, in 3rd Conference on Rotating Equipment in *Oil and Power Industries*, Tehran, Iran, January 2012, 10 pp.

[^] M. Caudill, Neural network primer: Part I, *AI Expert*, vol. 2, no. 12, pp. 46–52, 1989.

[^] M. H. Beale, M. T. Hagan, and H. B. Demuth, *Neural Network Toolbox™ User’s Guide*, R2011b ed., Natick, MA: MathWorks, 2011, 404 pp.

[^] M. T. Hagan, H. B. Demuth, and O. D. JESUS, An introduction to the use of Neural Networks in Control Systems, *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 12, no. 11, pp. 909–980, 2002.

[^] M. T. Hagan, H. B. Demuth, and O. D. JESÚS, *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 12, no. 11, pp. 909–980, 2002.

[^] M. H. Beale, M. T. Hagan, and H. B. Demuth, *Neural Network Toolbox™ User’s Guide*, R2011b ed., Natick, MA: MathWorks, 2011, 404 pp.

[^] M. H. Beale, M. T. Hagan, and H. B. Demuth, *Neural Network Toolbox™ User’s Guide*, R2011b ed., Natick, MA: MathWorks, 2011, 404 pp.

[89] G. Cybenko, Approximation by superpositions of a sigmoidal function, *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, vol. 2, no. 3, pp. 303–314, 1989.

[90] B. Karlik and A. V. Olgac, Performance analysis of various activation functions in generalized MLP architectures of neural networks, *International Journal of Artificial Intelligence and Expert Systems (IJAE)*, vol. 1, no. 4, pp. 111–122, 2010.

[91] K. Debes, A. Koenig, and H. M. Gross, *Transfer Functions in Artificial Neural Networks; A Simulation-Based Tutorial*, Ilmenau: Department of Neuroinformatics and Cognitive Robotics, Technical University Ilmenau, 11 pp.

[92] H. Asgari, X. Q. Chen, and R. Sainudiin, Analysis of ANN-based modelling approach for industrial applications, *International Journal of Innovation, Management and Technology (IJIMT)*, vol. 4, no. 1, pp. 160–169, 2013.

[93] H. Asgari, X. Q. Chen, and R. Sainudiin, Analysis of ANN-based modelling approach for industrial applications, in *International Conference on Industrial Applications and Innovations (ICIAI)*, Hong Kong, February 2013, pp. 160–169.

[94] J. Bourquin, H. Schmidli, P. V. Hoogevest, and H. Leuenberger, Advantages of artificial neural networks (ANNs) as alternative modelling technique for data sets showing non-linear relationships using data from a galenical study on a solid dosage form, *European Journal of Pharmaceutical Sciences*, vol. 5, no. 1, pp. 0–16, 1998.

[95] J. Bourquin, H. Schmidli, P. V. Hoogevest, and H. Leuenberger, Comparison of artificial neural networks (ANN) with classical modelling techniques using different experimental designs and data from a galenical study on a solid dosage form, *European Journal of Pharmaceutical Sciences*, vol. 6, no. 4, pp. 287–301, 1998.

[96] M. T. Haque and A. M. Kashtiban, Application of neural networks in power systems; A review, in *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*, Boston, MA, June 6, 2005, pp. 03–07.

[97] S. Simani and R. Patton, Fault diagnosis of an industrial gas turbine prototype using a system identification approach, *Control Engineering Practice*, vol. 16, no. 7, pp. 769–786, 2008.

[98] A. Guez and J. Selinsky, A neuromorphic controller with a human teacher, in *IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, CA, USA, July 1988, vol. 2, pp. 090–102.

[۹۹] J. V. Tu, Advantages and disadvantages of using artificial neural networks versus logistic regression for predicting medical outcomes, *Journal of Clinical Epidemiology*, vol. ۴۹, no. ۱۱, pp. ۱۲۲۵-۱۲۳۱, ۱۹۹۶.

[۱۰۰] Tsung-Chih Lina, Observer-based indirect adaptive fuzzy-neural tracking control for nonlinear SISO systems using VSS and H^∞ approaches, *Fuzzy Sets and Systems* ۱۴۳ (۲۰۰۴) ۲۱۱-۲۳۲.

[۱۰۱] م. تشنه لب، پ فخاری، شبکه های عصبی و کنترل کننده های عصبی پیشرفته، انتشارات دانشگاه صنعتی خواجه نصیر، ۱۳۹۵.

Abstract:

This thesis, considers a single-shaft gas turbine and propose an observer-based and adaptive neural network controller. This controls the rotational speed of considered gas turbine. The structure of this controller is fully explained and the control goal is the design of a system so that a gas turbine speed can detect desired input. Since, all of the state variables are not available, the system state vector is estimated by the observer and is used to set the controller parameters and estimate the nonlinear dynamics of gas turbine with two RBF neural networks. Every gas turbine parameters including: inlet and outlet temperature, outlet pressure, inlet pressure, combustion conditions, and etc must be placed within their permitted limits, so the controller is set in accordance with the requirements of the gas turbine and its constraints and certain control goals. Finally, the controller performance was investigated to control the rotational speed of the gas turbine and the results showed that this controller could track changes in the input with a very good accuracy and speed.

keywords: gas turbine, adaptive-neuro control, turbine speed control, neural network, neural control.



Faculty of Electrical Engineering and Robotic
M.Sc. Thesis in Control Engineering

Gas turbine Speed control using Neural Networks

By: Hossein Kalamati

Supervisor:
Dr.Ali Akbarzadeh Kalat