



ISICE

# مجله کنترل

نشریه علمی- پژوهشی ، انجمن مهندسان کنترل و ابزار دقیق ایران

جلد ۲، شماره ۱، پائیز ۱۳۸۷

## عنوانین مقالات

- ۱ پیش‌بینی کوتاه مدت آلودگی هوا با کمک شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه و خط حافظه دار تاخیر، گاما و ANFIS با روش‌های ترکیبی آموزشی مبتنی بر PSO مهدی علیاری شوره‌دلی، محمد تشنه لب و علی خاکی صدیق
- ۲۰ مسیریابی تطبیقی در شبکه‌های کامپیووتری بر اساس سیستم فازی سارا خدایاری فرد، کارو لوکس
- ۲۶ مدلسازی غیرخطی توربین بادی دیزباد و کنترل آن بر اساس کنترلگر فیدبک یهینه تصادفی حمید خالو زده، مسعود اکبری ثانی
- ۴۰ طراحی خودکار کنترل فازی تاکاگی سوگنو توسط روش ترکیبی یادگیری تقویتی گستته و پیوسته علی اکبر قره‌ویسی، محمد کاشکی
- ۴۹ جایابی یهینه سنسورها جهت تشخیص عیوب محمد جواد خسروجردی، نادر صفری شاد و رامین نیکو خواه
- ۵۶ کنترل تطبیقی سیستم آشوب همسان لرنز- چن- لو فریبرز حقیقت دارفشارکی، محمد عطایی
- ۶۵ ارائه روش جدید برای حل سینماتیک معکوس و یهینه کردن عملکرد بازوهای مکانیکی ماهر با درجه آزادی بالا توسط الکوریتم ژنتیک سیف دلیل صفائی، فرشاد برآزنده



# مجله کنترل

نشریه علمی- پژوهشی، انجمن مهندسان کنترل و ابزار دقیق ایران، جلد ۲، شماره ۱، پائیز ۱۳۸۷

صاحب امتیاز: انجمن مهندسان کنترل و ابزار دقیق ایران

مدیر مسئول: پروفسور ایرج گودرزیا

سردیر: پروفسور علی خاکی صدیق

تلفن: ۸۴۰۶۲۳۱۷

ایمیل: sedigh@kntu.ac.ir

آدرس محل کار: خیابان دکتر شریعتی، پل سیدخندان، دانشکده برق دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی  
سمت: استاد دانشگاه

شورای سردیر: پروفسور علی خاکی صدیق، دکتر حمید خالوزاده، دکتر علیرضا فاتحی

دبیر اجرایی: دکتر حمید خالوزاده

## هیأت تحریریه:

پروفسور علی خاکی صدیق، دکتر حمید خالوزاده، پروفسور ایرج گودرزیا، پروفسور علی غفاری، دکتر هوشنگ حسیبی،  
دکتر محمد رضا جاهد مطلق، دکتر کامبیز بدیع، پروفسور رجب اصغریان، دکتر حمید رضا مؤمنی، پروفسور علی وحیدیان کامیاد، پروفسور شهراب خانمحمدی،  
پروفسور سید کمال الدین نیکروش، پروفسور مسعود شفیعی، دکتر بتول لیبی، دکتر علیرضا فاتحی، پروفسور بهزاد مشیری، پروفسور سراج الدین کاتبی،  
مهندس امیر مقصودی پور، مهندس کاووس فلامکی، مهندس مهدی برادران مظفری، مهندس غلامعباس رمضانی

## هیأت مشاوران:

دکتر حمید رضا مؤمنی، دکتر نصیر عابدی، پروفسور علی غفاری، دکتر علی اکبر قره ویسی، دکتر محمد توکلی بینا، دکتر حمید رضا تقی راد، دکتر محمد  
بطحایی، دکتر محمد تقی بهشتی، پروفسور بهزاد مشیری، پروفسور مسعود شفیعی، پروفسور رجب اصغریان، پروفسور علی خاکی صدیق، دکتر رضا کاظمی،  
دکتر سید علی اکبر موسویان، دکتر امیرحسین مرکزی دوایی، پروفسور محمد حائری، دکتر علیرضا خلیلی تهرانی، پروفسور حسین سیفی، دکتر احمد کاظمی،  
دکتر حمید خالوزاده، دکتر علیرضا فاتحی، دکتر محمد رضا اکبر زاده توتنچی، دکتر میر عابدی بینی، دکتر حسین پدرام، دکتر علی هارون آبادی، دکتر جعفر  
حیرانی نوبری، پروفسور علی وحیدیان کامیاد، دکتر بتول لیبی، پروفسور فرامرز حسین بابایی، دکتر کریم آفایی، دکتر بیژن معافی، دکتر مهدی علیری  
شوره دلی، دکتر محمد عاروان

## هیأت مدیره انجمن مهندسان کنترل و ابزار دقیق ایران:

مهندس عباس شعری مقدم، دکتر کیوان مسروري، دکتر حمید رضا مؤمنی، پروفسور بهزاد مشیری، دکتر حمید خالوزاده،  
مهندس علیرضا رستگاری

تهران: خیابان انقلاب، میدان فردوسی، خیابان عباس موسوی (فرصت)، شماره ۲۷، طبقه دوم، واحد ۲۴۱  
تلفن: ۸۸۸۱۳۰۰۲ صندوق پستی: ۱۵۸۱۵-۳۵۹۵  
نمبر: ۸۸۳۲۴۹۷۹

## فهرست

- ۱ پیش‌بینی کوتاه مدت آلودگی هوا با کمک شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه، خط حافظه دار تا خیر، گاما و ANFIS با روش‌های ترکیبی آموزشی مبتنی بر PSO مهدی علیاری شوره‌دلی، محمد تشنه‌لب، علی خاکی صدیق
- ۲۰ مسیر یابی تطبیقی در شبکه‌های کامپیوتری بر اساس سیستم فازی سارا خدایاری فرد، کارو لوکس
- ۲۶ مدل‌سازی غیرخطی توربین بادی دیزیاد و کنترل آن بر اساس کنترلگر فیدبک بهینه تصادفی حمید خالو زاده، مسعود اکبری ثانی
- ۴۰ طراحی خودکار کنترل فازی تاکاگی سوگنو توسط روش ترکیبی یادگیری تقویتی گسسته و پیوسته علی اکبر قره ویسی، محمد کاشکی
- ۴۹ جایابی بهینه سنسورها جهت تشخیص عیوب محمد جواد خسروجردی، نادر صفری شاد، رامین نیکو خواه
- ۵۶ کنترل تطبیقی سیستم آشوبی همسان لرنز-لو-چن فریبرز حقیقت دار فشارکی، محمد عطایی
- ۶۵ ارائه روش جدید برای حل سینماتیک معکوس و بهینه کردن عملکرد بازوهای مکانیکی ماهر با درجه آزادی بالا توسط الگوریتم ژنتیک سیف دلیل صفائی، فرشاد برآزنده

**مجله کنترل**، مجله‌ای علمی – پژوهشی است که دربرگیرنده تازه‌ترین نتایج تحقیقات نظری و کاربردی در علوم مختلف مرتبط با مهندسی کنترل و ابزار دقیق می‌باشد. از میان مباحث مورد نظر این مجله می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

- (۱) مدل‌سازی، شناسایی، شبیه‌سازی و بیهنده‌سازی سیستم‌ها.
  - (۲) تحلیل و طراحی سیستم‌های کنترل پیشرفته همچون سیستم‌های کنترل خطی و غیرخطی، سیستم‌های کنترل تطبیقی، مقاوم و بهینه، سیستم‌های کنترل هوشمند، سیستم‌های کنترل تصادفی، سیستم‌های کنترل گسترش پیشامد و ترکیبی، سیستم‌های ابعاد وسیع.
  - (۳) مکاترونیک و رباتیک.
  - (۴) ابزار دقیق و سیستم‌های ترکیب داده و اطلاعات سنسوری.
  - (۵) اتوماسیون صنعتی همچون سیستم‌های کنترل گستردۀ رابط انسان – ماشین، سیستم‌های ایمنی و تشخیص خطأ، سیستم‌های زمان حقيقی و سیستم‌های کنترل سوپر وایزری.
- کاربردهای مورد علاقه این مجله، وسیع بوده و می‌تواند دربرگیرنده انواع فرایندها باشد. از آن میان می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:
- (۱) سیستم‌های هدایت و ناوبری
  - (۲) فرایندهای صنعتی شامل فرایندهای شیمیابی و بیوتکنولوژی.
  - (۳) فرایندهای استخراج و فراوری موارد معدنی.
  - (۴) سیستم‌های حمل و نقل و خودروهای خودکار.
  - (۵) تولید و توزیع نیروی برق.
  - (۶) مهندسی محیط زیست و هواشناسی.
  - (۷) مهندسی تکنولوژی تولید.
  - (۸) سیستم‌های اقتصادی و مالی.
  - (۹) سیستم‌های اطلاعاتی، مخابراتی و شبکه‌های صنعتی.
  - (۱۰) مهندسی پزشکی.
  - (۱۱) سیستم‌های آموزش هوشمند.

از کلیه پژوهشگران و کارشناسان فعال در زمینه‌های مرتبط با مهندسی کنترل و ابزار دقیق دعوت بعمل می‌آید تا مقالات و نتایج آخرین دستاوردهای علمی و پژوهشی خود را به این مجله ارسال نمایند. خواهشمند است مقالات خود را به صورت الکترونیکی به آدرس control@isice.ir ارسال فرمایید. برای کسب اطلاعات بیشتر و دریافت نحوه تهیه و ارسال مقالات می‌توانید به صفحه خانگی مجله به آدرس: www.isice.ir مراجعه نمایید.

## پیش‌بینی کوتاه مدت آلودگی هوا با کمک شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه، خط حافظه دار تاخیر، گاما و ANFIS با روش‌های ترکیبی آموزشی مبتنی بر PSO

مهند علیاری شوره‌دلی، محمد تشنلب، علی خاکی صدیق

دانشکده برق دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

M\_aliyari@eetd.kntu.ac.ir, Teshnehlab@eetd.kntu.ac.ir, Sedigh@kntu.ac.ir

**چکیده:** در این مقاله داده‌های آلودگی هوا که به صورت سریهای زمانی و در بازه‌های نیم ساعته می‌باشد را با کمک شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه، حافظه دار تاخیر، گاما و شبکه عصبی - فازی ANFIS به همراه روشی ترکیبی و نوین در آموزش آن بر اساس الگوریتم بهینه سازی گروهی ذرات که روشی آزاد از گرادیان می‌باشد، پیش‌بینی نمودیم. برای پیش‌بینی داده‌ها، ابتدا به آنالیز پیش‌بینی پذیری داده‌ها پرداخته و با کمک شبکه‌های فوق الذکر اقدام به پیش‌بینی آلودگی هوا نمودیم و در نهایت این روش‌های هوشمند را با هم مقایسه کردیم و نشان دادیم روش پیشنهادی ترکیبی بر اساس PSO و فیلتر کالمون برای آموزش شبکه ANFIS توانایی مناسبی در بهبود عملکرد پیش‌بینی دارد.

واثرهای کلیایی: شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه - سریهای زمانی - آلودگی هوا - حافظه خط تاخیر - شبکه عصبی گاما - ANFIS - بهینه سازی گروهی ذرات و فیلتر کالمون توسعه یافته.

**Abstract:** In this study we predict air pollution data by using Multi Layer Perceptron, Time Delay Line, Gamma and ANFIS by gradient free learning methods. This paper, using real data for Arak city during Oct 2003, the following pollution parameters are analysed: Co (Carbon Monoxide), PM<sub>10</sub> (Particulate Matter).

This analysis is carried out in two stages: Predictability analysis using Lyapanov, Exponent, Correlation Dimension and Rescaled Range Analysis (R/S), Prediction using Multi layer perceptron, Time delay line, Gamma and ANFIS. Also, a comparative study is performed using the different methods employed and prediction results are provided to show the effectiveness of the predictions.

**Keywords:** Multi Layer Perceptron Neural Networks, Time Series, Air Pollution, Time Delay Memory, Gamma Neural Network, ANFIS, Particle Swarm Optimization, and Extended Kalman Filter.

روشهای متداول در پیش‌بینی که امروزه در سازمان هواشناسی مرسوم

است بر مبنای بحث و بررسی بر روی نقشه‌های پیش‌بینی تهیه شده توسط مراکز بر مبنای داده‌های استگاگاههای زمینی همانند استگاگاههایی که به صورت نمایش دیجیتالی در مناطق پر رفت و آمد جهت اطلاع عموم قرار می‌گیرند، و استگاگاههای ماهواره‌ای و غیره می‌باشد. سپس این داده‌ها توسط یکسری افراد خبره و با تجربه مورد استفاده قرار گرفته و اقدام به پیش‌بینی آلودگی هوا می‌کنند که این روش به دلیل انسان محوری آن قطعاً ایراداتی عمده را به همراه خواهد داشت و علاوه بر آن خطای پیش‌بینی نیز دامنه بسیار بالای دارد.

با توجه به این نکات ما در این مقاله سعی نمودیم ابتدا به بررسی معیارهایی برای بررسی خصوصیات این داده‌ها که به صورت سری زمانی هستند پردازیم و سپس آنرا را با کمک چهار نوع شبکه هوشمند پیش‌بینی کنیم. داده‌هایی که مورد استفاده قرار گرفتند مربوط به شهر اراک در ماه اکتبر ۲۰۰۱ میلادی می‌شود که به صورت نیم ساعت، نیم ساعت نمونه برداری

### ۱. مقدمه

آلودگی هوا یک فرآیند بسیار پیچیده بوده که وابسته به بسیاری از عوامل می‌باشد، بنابراین پیش‌بینی اینگونه داده‌ها که دارای دینامیک غیر خطی هستند، بسیار مشکل است و بایستی چگونگی پراکندگی و انتشار مواد آلاینده را در جو مشخص نمود، که این مطلب نیز هزینه‌های بسیار گرانی را خواهد داشت، سپس به کمک این داده‌ها و حل معادلات در برگیرنده فرآیندهای جوی به صورت شبکه‌های داده‌ای اقدام به مدل‌سازی برای هر بخش کرد. قابل ذکر است تأثیرات عوامل جوی همچون دما، فشار، رطوبت، بارندگی، باد وغیره باعث برهم ریختن این معادلات و نقشه‌های تهیه شده در مورد چگونگی پراکندگی مواد آلوده کننده می‌شود. از جمله اگر این عوامل جوی نیز در نظر گرفته شود افزایش تولیدات ناگهانی خودرو، معماری شهرسازی و بسیاری عوامل دیگر باعث خواهد شد که آن مدل در نظر گرفته شده از بین برود و به هم بریزد [۱، ۲].

## ۲. پیش‌بینی سری‌های زمانی

پشت سر هم قرار دادن رشته‌ای از مشاهدات در طول زمان را اصطلاحاً سری زمانی<sup>۱</sup> می‌نامند، که می‌تواند به صورت‌های برداری و یا عددی بیان شود [۱۲].

تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی به داده‌هایی مربوط می‌شوند که مستقل نبوده و به طور متواتی به هم وابسته‌اند و برای بررسی پدیده‌هایی به کار می‌روند که ورودی قابل اعمال نداشته و صرفاً مابتوانیم خروجی سیستم را بینش و بررسی کنیم و روی ورودی آن هیچ توانایی نداشته باشیم. در حالت کلی یک سری زمانی می‌تواند خواصی همچون غیرخطی گری<sup>۲</sup>، آشوبی<sup>۳</sup>، غیرایستاگری<sup>۴</sup> و تناوبی همانند فصلی گری<sup>۵</sup> داشته باشد و حتی ممکن است نویزی هم باشد [۱۲].

پیش‌بینی سری‌های زمانی نقش مهمی در بسیاری از حوزه‌های دانش و مهندسی دارد. در حالت کلی می‌توان با کمک ورودی-خروجی (جبهه سیاه) چنین سیتمهایی را تحلیل و پیش‌بینی نمود که ورودی مدل گذشته و حال سیستم و خروجی آن نیز آینده سری زمانی هستند [۱۳]. در مورد سری‌های زمانی وابستگی بین داده‌های هر سری از اهمیت فوق العاده‌ای برخوردار است که بسیاری از مباحث آماری عملی را به خود اختصاص داده است. مدل‌سازی این داده‌ها که ارتباط تنگاتنگی با وابستگی بین داده‌ها دارد در زمینه‌های سیار وسیعی از فرآیندهای اقتصادی تا آلدگی هوا در همگی به کار می‌رود. در حالت کلی نمونه‌های متواتی یک سری زمانی به مقادیر گذشته خود وابسته است.

یکی از کاربردهای اصلی بررسی وابستگی بین داده‌ها در پیش‌بینی و پیش‌بینی پذیر بودن داده‌ها می‌باشد. در واقع برای پیش‌بینی باید ماهیت داده‌ها مورد بررسی قرار بگیرد. این ماهیت داده‌ها به ۳ دسته قطعی، آشوبناک و تصادفی تقسیم می‌شوند.

پیش از آن که به سراغ مدل‌سازی و پیش‌بینی بررویم، مهترین مطلب بررسی نوع داده‌ها می‌باشد. چون اگر داده‌های ما نویز سفید باشد قطعاً هیچگونه پیش‌بینی نمی‌توان روی آنها صورت داد. بنابراین باید آزمونی باشد که مشخص کننده این واقعیت شود، که از آن به عنوان آزمون تحلیل تغییر مبنای حوزه تغییرات (تحلیل R/S)<sup>۶</sup> نام برده می‌شود. البته این تست مزیت دیگری که دارد حداقل تعداد داده‌های لازم جهت پیش‌بینی را نیز به ما می‌دهد. پس از مشخص شدن این فاکتور مهم باستانی بینیم نوع داده‌های ما چگونه است، منظور از نوع داده‌ها میزان پیچیدگی آنها می‌باشد که از آزمون تخمین بعد‌همبستگی<sup>۷</sup> استفاده شده است و در نهایت باستانی بینیم که تا چه

شده اند. داده‌های نمونه برداری شده ذرات آلدوده یا معلق PM-10 و CO متوکسید کرین می‌باشند. قابل ذکر است که واحد نمونه برداری ذرات معلق  $\frac{\mu\text{g}}{\text{m}^3}$  و متوکسید کرین ppm می‌باشد.

ذرات آلدوده یا معلق به مواد جامدی گفته می‌شود که در هوا معلقند (این ذرات به صورت مایع نیز می‌توانند باشند). این گونه ذرات معمولاً باعث تیره رنگ شدن هوای شهر شده و هرچه مقدار این ذرات بیشتر باشد، هوای شهر آلدوده تر به نظر می‌رسد. در مراجع [۱، ۴] به تفصیل پیرامون چگونگی تأثیر این آلاندنه در جذب نور و دیگر مضرات آن صحبت شده است. ذرات معلق معمولاً<sup>۸</sup> بین چند ثانیه تا چند ماه در هوا معلق می‌مانند. بنابراین، تغییرات این داده‌ها در زمان دارای دینامیک پیچیده‌ای می‌باشد و یکی از مشکل ترین پیش‌بینی‌ها مربوط به این داده‌ها می‌باشد.

متوکسید کرین گازی بدون رنگ، بو و طعم است. میزان متوکسید کرین متضاد در جهان ۳۵۰ میلیون تن در سال تخمین زده می‌شود که آن  $0.03\text{ ppm}$  توسط ساخته‌های دست بشر تولید می‌گردد و بدین ترتیب سالیانه افزوده می‌شود. متوکسید کرین به سبب ایجاد این نکته باعث ایجاد اختلال در تهیه اکسیژن موردنیاز بافت‌های بدن بواسطه کاهش قدرت هموگلوبین در حمل اکسیژن و تشکیل کربوکسی هموگلوبین بر روی سلسله اعصاب مرکزی اثر می‌گذارد که صدمات ناشی از این آلاندنه پیش‌توجه کسانی است که بیماری‌های قلبی و عروقی بخصوص آژین قفسه صدری دارند. قرار گرفتن در معرض غلظت بالای این گاز باعث کاهش در دقت بینایی، توان کاری، قابلیت یادگیری و انجام فعالیت‌های دشوار می‌شود. با توجه به موارد فوق، پیش‌بینی آلدگی هوا ضرورتی مهم است که بایستی مورد توجه قرار گیرد. هرچه این پیش‌بینی دقیق‌تر صورت پذیرد و از خطرات آلدگی می‌توان کاست. در ادامه این مقاله در بخش ۲ به مبحث پیش‌بینی سری‌های زمانی و ملزومات آن می‌پردازیم و روش‌هایی که برای پیش‌بینی مفید هستند را بررسی می‌نماییم. در بخش ۳ شبکه‌های عصبی و معماری شبکه‌های مد نظر را بررسی خواهیم کرد. در بخش ۴ به شبکه ANFIS و چگونگی آموزش آن و روش‌های ترکیبی جدید برای بهبود عملکرد شبکه به عنوان PSO پیش‌بین پرداخته در بخش ۵ به توضیح مختصری در مورد الگوریتم پرداختیم و در نهایت در بخش آخر شیوه‌سازی را با بکار گیری شبکه‌های معرفی شده انجام دادیم.

<sup>4</sup> Time Series

<sup>5</sup> Nonlinearity

<sup>6</sup> Chaotic

<sup>7</sup> Nonstationary

<sup>8</sup> Seasonality

<sup>9</sup> Rescaled Range Analysis

<sup>10</sup> Correlation Dimension

<sup>3</sup> Particle per million

### ۳. شبکه‌های عصبی

همانطور که در بخش پیش‌دیدیم، سریهای زمانی آلدگی هوا دینامیک غیر خطی بالایی دارند، بنابراین استفاده از مدل‌های غیرخطی باعث بهبود این پیش‌بینی خواهد شد و یکی از بهترین مدل‌هایی که کارایی خود را به خوبی در مدل‌سازی الگویابی و کنترل نشان داده است، سیستم های هوشمند است، که شامل شبکه‌های عصبی می‌باشد.

شبکه‌های عصبی که به وسیله الگویارداشت از بدن انسان به وجود آمده است، همانند بدن انسان از سلولهایی که به یکدیگر پیوند خورده‌اند تشکیل شده است. در شبکه‌های عصبی دو مرحله فرآیند وجود دارد، پیشرو و پسرو. در شبکه‌های عصبی ورودی‌ها از لایه ورودی به خروجی به صورت پیشرو در وزنهای ضرب شده و پس از عبور از لایهای مختلف، خروجی شبکه را تشکیل می‌دهند. اگر بین لایهای مختلف و یا خروجی پسخوری وجود داشته باشد، شبکه تغذیه برگشتی (پسرو) به وجود می‌آید.

ساختمان قابل یادگیری شبکه‌های عصبی، باعث بوجود آمدن روش‌های گوناگون و تصمیم‌های گوناگون جهت آموزش این گونه شبکه‌ها می‌باشد. شبکه با کمک یک سری از داده‌ها در ورودی آموزش می‌یند و در هنگام حرکت پیشرو، بهترین نزدیکترین گزینه را به خروجی واقعی در جهت کاهش میزان خطای ارایه می‌کند.

از شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی سریهای زمانی، علی‌الخصوص جایی که شرایطی از قبیل ایستایی با شرایط دیگری که برای بکارگیری تکنیک‌های کلاسیک باید فراهم باشد از بین می‌رود و همچنین هنگامی که دینامیک سریهای زمانی زیاد باشند، بسیار استفاده شده است [۱۵].

از آن جمله در پیش‌بینی آلدگی هوا، می‌توان به پیش‌بینی های صورت گرفته توسط شبکه‌های RBF<sup>۱۲</sup>، MLP<sup>۱۳</sup> و GRNN<sup>۱۴</sup> در [۲۴] برای [۲۴] نوع آلدگی نام برد. بیشتر روشها بر اساس روش MLP<sup>۱۵</sup> بوده اند. از انواع شبکه‌های دیگر می‌توان از RBF تطبیقی، که با اطلاعات آماری تلقیق شده، نام برد که برای پیش‌بینی سطوح آلدگی روزانه بکار گرفته شده است [۵۲].

پیش‌بینی با استفاده از مدل‌های عصبی عموماً بهتر از روش‌های خطی گزارش شده [۲۹، ۳۷-۳۳]، می‌باشد. همانند مقایسه انور گرسورها با شبکه‌های عصبی [۲۵] یا تکنیک‌های آماری با شبکه‌های عصبی [۳۰] یکی دیگر از شبکه‌های بکار رفته شبکه‌های SOM<sup>۱۶</sup> می‌باشد که در پیش‌بینی های سالیانه بسیار نتایج مناسبی ارایه می‌دهند [۳۸].

شبکه‌های MLP معمولاً در پیش‌بینی های کوتاه کاربردی ترند [۳۹] [۵۱-۴۱]. برای پیش‌بینی دی‌اکسید سولفور از شبکه‌های المن استفاده شده

افقی روی داده‌ها می‌توان پیش‌بینی صورت داد، آیا می‌توان پیش‌بینی بلند مدت صورت داد یا خیر که از آزمون نمای لیاپانوف<sup>۱۷</sup> استفاده می‌کنیم. در شکل‌های (۱) و (۲) برای دو سری اصلی و بهم ریخته (جا به جایی داده‌ها به صورت تصادفی) ترسیم شده است، همانطور که می‌بینیم برای سری بهم ریخته کمتر از سری اصلی می‌باشد، پس داده‌ها قابل پیش‌بینی هستند و نویز سفید نمی‌باشند. هرچه مقدار  $H$  بزرگتر باشد، میزان تصادفی بودن داده‌ها کمتر است و بیشترین مقدار  $H$  و  $N^H$  جهت تشخیص دوره تناوب الگو نیز در نمودارها آمده است. که  $H$  بیانگر نمای هاست و  $N^H$  معیار (تحلیل S/R) است که با کمک بیشترین مقدار آن، میانگین دوره گردش متناوب مدل بدست می‌آید.

با اعمال آزمون بعد همبستگی و مقایسه آن با داده‌های در هم ریخته مشاهده می‌شود که به سمت مقادیری بزرگتر از یک همگرا می‌شود یعنی سری زمانی اصلی خواص آشوبگونه دارد، اما نکته مهم مقایسه این سری با سری در هم ریخته است، که سری در هم ریخته دارای آشوبگونگی بیشتر است، که این افزایش آشوبگونگی به دلیل عدم همبستگی بین داده‌هایش (سری در هم ریخته) می‌باشد. همچنین از شکل‌های (۳) و (۴) (نمودار ۴ با توجه عدم منفی بودن بعد همبستگی نسبت به محور بایستی مقارن لحاظ شود یا به عبارت بهتر قدر مطلق آن در نظر گرفته شود) متوجه می‌شویم که داده‌ها خواص آشوبناک نسبتاً ضعیف دارند و این آشوبناکی با توجه به زمان متغیر می‌باشد.

نمای لیاپانوف بیانگر ماهیت سری زمانی است به طوریکه مقدار مثبت نمای لیاپانوف بیانگر آشوبناک بودن فرآیند و پیش‌بینی واگرا خواهد بود و مقدار منفی نمای لیاپانوف بیانگر ماهیت مشخص و قابل پیش‌بینی حتی برای بلند مدت می‌باشد. اگر نمای لیاپانوف مقدار مثبت نزدیک صفر را پذیرد سیستم آشوبناک ضعیف است و پیش‌بینی کوتاه مدت امکان پذیر است، اما پیش‌بینی بلند مدت غیر ممکن است. نمای لیاپانوف مربوط به داده‌های سریهای در شکل‌های (۵) تا (۶) رسم شده است، با توجه به نمودارهای رسم شده است نمای لیاپانوف به صفر نزدیک است و این بیانگر پیش‌بینی کوتاه مدت و واگرایی در بلند مدت است. این نمودارهایشان می‌دهند که پیش‌بینی این داده‌ها به صورت کوتاه مدت بایستی در بازه زمانی کوچکی (یعنی تعداد کمی داده) صورت پذیرد.

Radial Basis Function<sup>۱۲</sup>  
Multi Layer Perceptron<sup>۱۳</sup>  
Generalized Regression Neural Networks<sup>۱۴</sup>  
<sup>۱۵</sup>Self Organizing Map

<sup>۱۶</sup>Lyapunov Exponent

شبکه عصبی می‌دهیم تا شکل(۸) بذست بیايد. یعنی ورودی  $x(t)$  به همراه  $p$  ورودی قبلی آن یعنی  $x(t-p)$  تا  $x(t-1)$  که در یک حافظه خط تاخیر از درجه  $p$  ذخیره شده به پیش‌بین عصبی داده می‌شود تا  $\hat{x}(t+1)$  حاصل شود که مقدار پیش‌بینی ما برای یک گام جلوترمی باشد. اینجا ساختار آموزش بر اساس مینیمم سازی مربعات خطأ به کمک گرادیان نزولی و پس انتشار خطأ<sup>۶</sup> می‌باشد. در شکل(۸) شبکه پیش‌رو تاخیر زمانی<sup>۷</sup> نشان داده شده که مقدار بایاس نیز برای شبکه در نظر گرفته شده است [۸,۹].

در ادامه برای بیهود پیش‌بینی شبکه اقدام به یکسری نرم‌الیزه کردن‌ها در ورودی و خروجی نموده‌ایم ابتدا آمدیم برای ورودی‌های شبکه به جای استفاده از خط تاخیر حافظه تفاضل دو مقدار متولی آن‌زی به عنوان ورودی به شبکه اعمال کردیم یعنی ورودی  $x(t-1)-x(t)$  را نیز به شبکه اعمال نمودیم که ورودی کلی به صورت زیر است:

$$(1) \quad X = [x(t), x(t)-x(t-1), x(t-1)-x(t-2)]^T$$

که این ایده به نوعی استفاده از ایده شبکه جردن می‌باشد البته در آن شبکه به جای  $(t-1)-x(t)$  مقدار  $(t)-\hat{x}(t)$  را قرار می‌دهند (مادراینجات‌ها).

چهار ورودی در نظر گرفته ایم ولایه میانی پنج نرون دارد. در ادامه ۲ کار را برای پیش‌بینی صورت دادیم [۹] ابتدا شبکه را طوری آموزش دادیم که خروجی آن به مقدار  $(t)-\hat{x}(t+1)$  برسد یعنی مشتق اول (MLP<sub>1</sub>) را برای سری زمانی  $X$  پیش‌بینی نمودیم که نتایج در شکل‌های (۹) و (۱۰) آمده است. سپس آمدیم  $x(t+1)-2x(t)+x(t-1)$  (۱۰) آمده است. سپس آمدیم  $x(t+1)-2x(t)+x(t-1)$  یعنی مشتق دوم (MLP<sub>2</sub>) را به عنوان خروجی مطلوب در نظر گرفتیم به طوری که شبکه با روش آموزش BP وزنهای خود را به سمتی سوق دهد که خروجی، به مقدار  $x(t+1)-2x(t)+x(t-1)$  برسد که نتایج در شکل‌های (۱۱) و (۱۲) آمده است (قابل ذکر است در تمام لایه‌های شبکه بجز ورودی از تابع سیگموید تک قطبی استفاده شده است).

### ۳. وزنهای حافظه دار

همانطور که در قسمت قبل گفته شد با قرار دادن یک ترمینال تاخیر در ورودی به نوعی اقدام به حافظه دار کردن شبکه نمودیم البته آن روش بسیار ساده بود در این قسمت قصد داریم که این حافظه را از ورودی به وزنهای سیستم تعمیم داده تا بتوانیم از قابلیت بسیار بالایی که این شبکه های جدید دارند استفاده کنیم.

شايد یک حالت کلی برای شبکه‌های چند لایه که در ورودی آنها ترمینال خط تاخیری به کار برده‌یم به صورت شکل (۱۳) باشد که به جای عنصر تاخیر  $Z^{-1}$  از یک فیلتر (یک تابع دیجیتالی) بنام  $h(z)$  استفاده شده

(BP) Back Propagation<sup>۲۱</sup>  
Time Lagge Feedforward Network (TLFN)<sup>۲۲</sup>

است که یک شبکه برگشتی می‌باشد و نتایج این مقاله بانگره اهمیت حافظه در شبکه‌های عصبی پیش‌بین می‌باشد [۴۰]. از جمله کارهای دیگر که توسعه یافته آن مقالات در این مقاله دیده می‌شود می‌توان به [۸۷-۸۵]<sup>۸</sup> اشاره نمود. در این مجموعه مقالات شبکه‌های عصبی دینامیک‌دار در راستای پیش‌بینی آلدگی هوا بکار رفته‌اند.

### ۱.۳. شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه

شبکه‌های عصبی MLP یا پرسپترون چند لایه که شبکه چند لایه پیشخور نیز نامیده می‌شود لایه ورودی وجود دارد که معمولاً خطی است، لایه‌های (میانی) بین لایه ورودی و خروجی قرار گرفته‌اند و از آنچا این لایه‌های (لا) به طور غیر مستقیم با ورودی و خروجی ارتباط دارد به این لایه‌های (لا) مخفی یا پنهان نیز می‌گویند در لایه خروجی نیز بسته به نوع خروجی که می‌خواهیم تابع تحریک خطی یا غیرخطی می‌باشد. به چنین شبکه‌هایی شبکه کاملاً مرتب<sup>۱</sup> نیز می‌گویند. در حالت کلی بردار خروجیها لایه اول ورودی‌های لایه دوم را می‌سازند و به همین ترتیب بردار خروجی لایه دوم، ورودی‌های لایه سوم والی آخر و بدین صورت خروجی‌های (لا) لایه آخر پاسخ واقعی شبکه را تشکیل می‌دهند. به عبارتی روشنتر، روند جریان سیگنالی در شبکه، در یک مسیر پیشخور صورت می‌گیرد (از چپ به راست از لایه به لایه دیگر).

در شبکه عصبی MLP عموماً نوع سیگنال استفاده می‌شوند و بهتر است از هم تمیز داده شوند؛ یک نوع سیگنال‌هایی هستند که در مسیر رفت حرکت می‌کنند (از سمت چپ به راست شبکه، مسیر پیشخور) و دسته دیگر سیگنال‌هایی هستند که در مسیر برگشت حرکت می‌کنند (از سمت راست به چپ شبکه، مسیر پیشخور). به دسته اول سیگنال‌های تابعی<sup>۹</sup> و به دسته دوم سیگنال‌های خطأ<sup>۱۰</sup> گویند. سیگنال تابعی، در مسیر رفت در شبکه‌ای از لایه‌ای به لایه دیگر توزیع می‌شوند و سیگنال‌های خطأ در مسیر برگشت شبکه متشر می‌شوند [۴, ۳].

### ۲.۰.۳. شبکه‌های حافظه دار

در این نوع شبکه عصبی بایستی از داده‌های زمانهای قبلی به عنوان ورودی استفاده کنیم همانطور که در شکل (۷) می‌بینیم این ترمینال به صورت یک خط تاخیر عمل می‌کند. به این گونه ترمینال که زیاد مورد استفاده قرار می‌گیرد و یکی از ساده‌ترین و پر استفاده‌ترین فرمهای ترمینال حافظه کوتاه مدت<sup>۱۱</sup> می‌باشد، حافظه خط تاخیر منشعب شده<sup>۱۲</sup> می‌گویند [۳].

در اینجا برای پیش‌بینی ورودی که اعمال می‌کنیم همانند همان ترمینال خط تاخیر می‌باشد که در شکل (۷) نشان داده شده است اما این ورودی را به

Fully-Connected<sup>۱۶</sup>  
Function Signals<sup>۱۷</sup>  
Error Signals<sup>۱۸</sup>  
Short-Term Memory<sup>۱۹</sup>  
Tapped Delay Line Memory<sup>۲۰</sup>

درجه فیلتر می‌باشد. اگر یک حافظه خط تا خیر را در نظر بگیریم همانند شکل (۱۶) که بجای  $G(z)$  ها ترکیب شکل (۱۵) قرار گرفته اند داریم:

$$\begin{aligned}x_{ij1}(t) &= x_{ij0}(t-1) \\x_{ij2}(t) &= x_{ij1}(t-1) \\x_{ij3}(t) &= x_{ij2}(t-1) \\\vdots & \vdots \\x_{ijk}(t) &= x_{ij,k-1}(t-1)\end{aligned}$$

$$y_{ij}(t) = w_{ij0}x_{ij0}(t) + w_{ij1}x_{ij1}(t) + \dots + w_{ijk}x_{ijk}(t) = \sum_{l=0}^k w_{ijl}x_{ijl}(t) \quad (۲)$$

اگر محاسبات کلی را بخواهیم بنویسیم همانند حالتی که در شبکه‌های پرسپترون چند لایه محاسبه می‌کردیم همانگونه عمل می‌کنیم. با توجه به شکل (۱۴) داریم:

$$X = [x(t), x(t-1), \dots, x(t-m+1)]^T \quad (۳)$$

$$Net^1 = G^{1T} X, \quad [Net^1]_{n \times 1} = [G^T]_{n \times m} [X]_{m \times 1} \quad (۴)$$

$$F([Net^1]_{n \times 1}) = F([G^T]_{n \times m} [X]_{m \times 1}) \quad (۵)$$

$$G^1 = \begin{bmatrix} G^1_{11k} & G^1_{12k} & \dots & G^1_{1nk} \\ G^1_{21k} & G^1_{22k} & \dots & G^1_{2nk} \\ G^1_{31k} & G^1_{32k} & \dots & G^1_{3nk} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ G^1_{m1k} & G^1_{m2k} & \dots & G^1_{mnk} \end{bmatrix}$$

در لایه میانی هم داریم:

$$G^2 = \begin{bmatrix} G^2_{11k} \\ G^2_{21k} \\ G^2_{31k} \\ \vdots \\ G^2_{n1k} \end{bmatrix}, \quad o(t) = [G^2]^T [F(Net^1)]_{n \times 1} \quad (۶)$$

البته این محاسبات برای یک خروجی آورده شده است که به راحتی قابل تعمیم به چندین خروجی نیز می‌باشد.

### ۵.۳ آموزش شبکه TDL

در اینجا نیز همانند قبل جهت آموزش از مینیمم‌سازی مجموع مربعات خطای استفاده می‌کنیم.

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (d_i(n) - o_i(n))^2 = \frac{1}{2} \sum_i e_i(t) \quad (۷)$$

که در آن  $d_i$  مقدار واقعی اندازه گیری شده  $O_i$  و مقدار پیش‌بینی شده می‌باشد.

است. این ساختار، دینامیکی وابسته به دو بلوک تابعی همانطور که در شکل نشان داده شده دارد. بلوکی که بوسیله  $\{h_j\}_{j=1}^L$  نمایش داده شده است یک کانولوشن چندگانه در حوزه زمانی می‌باشد، که به عنوان یک بانک فیلترهای خطی هستند که از حوزه کرنلهای مقدار حقیقی<sup>۱</sup> انتخاب شده‌اند [۳]. بلوکی که در شکل (۱۳) با  $N$  نمایش داده شده است یک شبکه پیشرو و غیر خطی استاتیک می‌باشد (مثل یک شبکه MLP معمولی). ساختاری که در این شکل آمده یک نگاشت دینامیکی کلی<sup>۲</sup> است که سند برگ در سال ۱۹۹۷ یک تغیری مهم در مورد اینگونه شبکه‌ها بیان می‌کند [۳]:

هر تغیر زمانی در یک نگاشت دینامیکی موبیک<sup>۳</sup> می‌تواند به طور تقریباً کاملی توسط یک ساختاری که دارای ۲ بلوک است که بلوک اول بانک فیلترهای خطی شبکه می‌باشد و بلوک استاتیک بعدی خود را تعذیب می‌کند مدل شود. این ساختار که در این قصبه معرفی شد می‌تواند در برگیرنده یک فرم از TLFN که در قسمت قبل بررسی شد باشد.

### ۳.۴ مدل‌های فضای زمانی در یک نرون [۳]

ترکیب کردن واحد تا خیر که در TDNL دیدیم با وزنهای یک سیناپس می‌تواند یک ترکیب جدیدی به ما بدهد البته در حالت کلی در شکل (۱۴) ما اقدام به ترکیب فیلتر  $G_k(z)$  با این وزنهای نومده‌ایم همانطور که می‌بینیم این ساختار از همان تغیری که در قسمت قبل آمده پیروی می‌کند. نکه مهم در اینجا آن است که این تابع تا خیر فیلتر  $G(z)$  می‌تواند یک FIR<sup>۴</sup> یا IIR<sup>۵</sup> باشد اما نکته مهم آن است که ساختار شکل (۱۵) یک ساختار ذاتاً پایدار باید داشته باشد که به معنی انتخاب یک فیلتر خطی پایدار بجای عناصر  $h_j$  می‌باشد.

بنابراین معمولاً فیلترهای FIR به جای  $G(z)$  انتخاب می‌شوند. TDNL و محاسبات پیشرو و آن ساده‌ترین نوع برای یک حافظه می‌تواند باشد، اگر  $G(z) = z^{-1}$  شود که یک TDL است. البته شاید ایده یک سیستم حافظه‌دار از انسان گرفته شده باشد که در مورد داده‌هایی که برای ما زمانهای گذشته آنها مهم است به کار گرفته می‌شود. البته هر داده گذشته، شاید مهم نباشد یعنی شاید در گذشته داده‌هایی وجود داشته باشد که اهمیت چندانی برای ما در جهت بدست آوردن و پیش‌بینی داده‌های آینده نداشته باشد یا از اهمیت کمتری برخوردار باشد. در حال حاضر محاسبه پیشرو و را برای این شبکه که در شکل (۱۵) به جای فیلتر  $G(z)$  فیلتر  $z^{-1}$  قرار می‌گیرد می‌پردازیم قابل ذکر است در تامامی شکل‌های (۱۴) تا (۱۷)،

Real Valued Kernels<sup>23</sup>

Univers Dynamic Mapper<sup>24</sup>

Myopic<sup>25</sup>

Finite- Duration Impulse Response<sup>26</sup>

Infinite - Duration Impulse Response<sup>27</sup>

می‌دانیم که ساختار حافظه در شبکه‌های عصبی، حافظه‌های دقیق به معنای مصطلح در کامپیوتر نیستند، بلکه بیشتر حافظه انسان را تداعی می‌کنند. مثلاً ممکن است یک شخص دمای هفته قبل را دقیقاً به یاد نیاورد، اما احتمالاً به خاطر آورده که هوا سردتر یا گرمتر از امروز بوده است.

یکی از انواع حافظه "میانگین متحرک" است. در این روش، متوسط  $m$  داده را در هر لحظه محاسبه می‌کنند، بطوریکه این  $m$  داده مثلاً میزان آلودگی یکی از آلینده‌ها طی  $\frac{m}{2}$  ساعت قبل بوده است (داده‌های هر نیم ساعت نمودار برداری شده است). در این روش نقاطی که خارج از این محدوده  $m$  تایی هستند، تحت کنترل و دسترسی مانند باشند، به عبارت بهتر اطلاعات فراموش می‌شود. بنابراین پارامتر  $m$  به نوعی بیانگر عمق حافظه نیز هست. این نوع حافظه دو نوع اشکال دارد:

- اول اینکه تنها پس از ملاحظه  $m$  نمونه اول است که می‌توان محاسبه را شروع کرد.
- دوم اینکه عمق حافظه مقداری ثابت و مشخص است.

به علاوه، سیستم نیازمند به یک حافظه برای ذخیره کردن  $m$  نقطه منتهی به زمان حال می‌باشد. اما حافظه کوتاه مدت انسان و بیزگاهای متفاوتی دارد. از جمله اینکه عمق این حافظه قابل تغییر است. حوادث و واقعی که اثر شدیدی روی انسان بگذارد، مدت طولانی تری در حافظه باقی می‌مانند و وقایع کم اهمیت‌تر، زودتر فراموش می‌شوند. ایجاد این ویژگی به سادگی و تنها با ذخیره کردن یک نقطه از اطلاعات امکان‌پذیر است. شکل (۱۷) نشان دهنده این نوع حافظه است که به نام گاما شناخته می‌شود، عمق این حافظه با تنظیم مقدار پارامتر  $M$  قابل تغییر است.

یکی دیگر از عوامل مهمی که باعث بوجود آمدن شبکه‌های گاما شد این بود که هر دو روش تاخیر زمانی FIR و IIR دارای معایب فراوانی می‌باشند، همانند ظرفیت محدود مدلسازی و یا بوجود آمدن نایابیاریهای در طی آموزش و عوامل دیگر.

تا اوایل دهه نیز قابلیت ترکیب پایداری شبکه‌های نوع FIR با مزیت شبکه‌های IIR در کم بودن پارامترها در حوزه‌های بزرگ زمان، وجود نداشت تا اینکه یک راه حل برای این مشکل در اوایل دهه نود توسط [۲۱] de Vries و Principe پیدا شد که به نام شبکه‌های گاما معروف شد. شبکه گاما نیز یک شبکه متبرک است. یکی دیگر از مزایای شبکه گاما تواناییهای این شبکه در مدلسازی مدل مرتع در حالت اندازه‌گیری و روردنی خروجی به صورت on-line است، که در مراجع [۱۷] اقدام به مدلسازی یک شبکه گاما، که  $M$  آن با تغییرات یک نویز سفید متغیر است، با کمک یک شبکه گاما، که  $M$  آن قابل آموزش است، کرده، و نتایج جالب توجهی نیز بدست آورده است.

شبکه‌های عصبی به کار گرفته شده در این گزارش، از نوع سه لایه پیشرو با عنصر غیر خطی سigmoid در لایه مخفی است. حافظه‌های گاما را می‌توان در

حال به محاسبات و تعیین تغییرات  $W_{ij}$  (وزنها) از لایه خروجی می‌پردازم قبل از این کار اگر به شکل (۱۵) دقت کنیم داریم:

$$\frac{\partial y_{ij}}{\partial w_{ijl}(t)} = x_{ijl}(t) \quad (۸)$$

$$\frac{\partial y_{ij}(t)}{\partial x_{ij0}} = \frac{\partial y_{ij}(t)}{\partial u_i} = w_{ij0} \quad (۹)$$

برای تنظیم وزنهای لایه میانی در حالت کلی داریم:

$$\Delta V = -\eta \frac{\partial E}{\partial V} \quad (۱۰)$$

$$\frac{\partial E}{\partial V} = \frac{\partial E}{\partial O} \times \frac{\partial O}{\partial Net^2} \times \frac{\partial Net^2}{\partial V} \quad (۱۱)$$

$$\frac{\partial E}{\partial O} = -(D - O), \quad \frac{\partial O}{\partial Net^2} = O', \quad \frac{\partial Net^2}{\partial V} = H \quad (۱۲)$$

$$\Delta V = \eta \times (D - O) \times O' \times H \quad (۱۳)$$

$$\Delta V = \eta \times \delta^2 \times H, \quad \delta^2 = (D - O) \times O \quad (۱۴)$$

برای تنظیم وزنهای لایه ورودی در حالت کلی داریم:

$$\Delta W = -\eta \frac{\partial E}{\partial W} \quad (۱۵)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W} = \frac{\partial E}{\partial O} \times \frac{\partial O}{\partial Net^2} \times \frac{\partial Net^2}{\partial H} \times \frac{\partial H}{\partial Net^1} \times \frac{\partial Net^1}{\partial W} \quad (۱۶)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W} = -(D - O) \times O' \times V \times H' \times X \quad (۱۷)$$

$$\Delta W = \eta \times \delta^2 \times V \times H' \times X = \eta \times \delta^1 \times X \quad (۱۸)$$

$$\delta^1 = \delta^2 \times V \times H' \quad (۱۹)$$

$$\begin{cases} V_{new} = V_{old} + \Delta V \\ W_{new} = W_{old} + \Delta W \end{cases} \quad (۲۰)$$

که در آن  $V, W$  مجموعه وزنهای لایه میانی و ورودی می‌باشند و  $X, H$  همان  $z_{ij}$  ها می‌باشند که در حافظه سیناپس قرار دارند.

### ۶. شبکه گاما و محاسبات پیشرو آن [۱۶-۲۳، ۸۷]

همانطور که گفته شد گاهی تمام مقادیر گذشته برای یک شبکه مورد توجه نمی‌باشد و از اهمیت سزاگی برخوردار نیستند، بنابراین باستی بتوانیم حافظه را تحت کنترل داشته باشیم، یا به عبارت بهتر، بتوانیم عمق حافظه‌ای که شبکه ما دارا است را توسط ضربیتی تحت کنترل دریابویم، پس باید از یک حافظه ساده TDL به سمتی حرکت کنیم که بتوانیم برای داده‌های گذشته، یک ارزش گذاری خاص انجام دهیم، یعنی پارامتری را تعریف کنیم، که اولاً عمق حافظه را تعیین کند، ثانیاً بتوان آن را (پارامتر) تحت آموزش قرار داد و طی هر مرحله از آموزش کلی شبکه عصبی آن را نیز آموزش داد، البته این کار نیز به تقلید از سیستم حافظه انسان است.

در واقع، اینجا ما نه تنها یک وزن نداریم بلکه (با توجه به شکل (۱۵) بسته به تعداد شبکه‌های گاما)  $k+1$  وزن قابل کنترل، بعلاوه از یک فاکتور  $\mu$  جهت کنترل عمق حافظه نیز برخورداریم. حال به بخش اصلی یعنی آموزش اینگونه شبکه‌ها می‌پردازیم.

### ۲.۶.۳. آموزش شبکه گاما

در اینجا نیز همانند قبل، جهت آموزش از مینیمم‌سازی مجموع مربعات خط استفاده می‌کنیم

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (d_i(n) - o_i(n))^2 = \frac{1}{2} \sum_i e_i(t) \quad (24)$$

حال به محاسبات و تعیین تغییرات  $w_{ijl}$  از لایه خروجی می‌پردازیم قبل از این کار اگر به شکل (۱۵) و (۱۷) دقت کنیم داریم:

$$\frac{\partial y_{ij}}{\partial w_{ijl}(t)} = x_{ijl}(t) \quad (25)$$

و همچنین با توجه به رابطه (۲۲) داریم

$$\frac{\partial y_{ij}}{\partial \mu_{ij}} = \sum_{l=0}^k w_{ijl} \frac{\partial x_{ijl}(t)}{\partial \mu_{ij}} = \sum_{l=0}^k w_{ijl} \alpha_{ijl}(t) \quad (26)$$

که در آن

$$\begin{aligned} \frac{\partial x_{ijl}(t)}{\partial \mu_{ij}} &= \alpha_{ijl}(t) \\ &= (1 - \mu_{ij}) \alpha_{ijl}(t-1) + \mu_{ij} \alpha_{ij,l-1}(t-1) \\ &\quad + x_{ij,l-1}(t) - x_{ijl}(t-1) \end{aligned} \quad (27)$$

که در محاسبات بالا  $t > 0$  می‌باشد، که در غیر این

صورت  $\alpha_{ijl} = 0$  می‌شود. رابطه (۲۷) از مشتق گیری رابطه (۲۳) بدست

می‌آید که داریم:

$$\begin{aligned} \alpha_{ijl}(t) &= \frac{\partial(1 - \mu_{ij})}{\partial \mu_{ij}} x_{ijl}(t-1) + \frac{\partial x_{ijl}(t-1)}{\partial \mu_{ij}} (1 - \mu_{ij}) \\ &\quad + \frac{\partial \mu_{ij}}{\partial \mu_{ij}} x_{ij,l-1}(t-1) + \frac{\partial x_{ij,l-1}(t-1)}{\partial \mu_{ij}} \mu_{ij} = -x_{ijl}(t-1) \\ &\quad + \frac{\partial x_{ijl}(t-1)}{\partial \mu_{ij}} (1 - \mu_{ij}) + x_{ij,l-1}(t-1) + \frac{\partial x_{ij,l-1}(t-1)}{\partial \mu_{ij}} \mu_{ij} \end{aligned} \quad (28)$$

که همان رابطه (۲۷) را تایید می‌کند.

در نهایت به عنوان آخرین محاسبه داریم:

$$\frac{\partial y_{ij}}{\partial x_{ij0}} = \frac{\partial y_{ij}}{\partial u_i} = w_{ij0} \quad (29)$$

که این رابطه به سهولت از رابطه (۲۲) به دست می‌آید.

اگر به روابط (۲۵)، (۲۶) و (۲۹) توجه کنیم می‌بینیم که می‌توان به راحتی تمامی روابط مورد نیاز BP را که در MLP داشتیم، به همان صورت محاسبه کنیم. که با توجه به روابط بدست آمده و روابط نوشته شده در فصل قبل

لایه مخفی و خروجی بکار گرفت. که شکل آن همانند شکل (۱۴) است، که

به جای هر عنصر  $G(z)$  عبارت  $\frac{\mu z^{-1}}{1-(1-\mu)z^{-1}}$  یا  $\frac{\mu}{z-1+\mu}$  قرار می‌گیرد که محاسبات زیر بر اساس شکل (۱۷) صورت می‌پذیرد

$$x_1(t) = G(z)x_0(t) = \frac{\mu z^{-1}}{1-(1-\mu)z^{-1}} x_0(t) \quad (21)$$

$$x_1(t) - (1-\mu)x_1(t-1) = \mu x_0(t-1)$$

$$x_1(t) = (1-\mu)x_1(t-1) + \mu x_0(t-1)$$

مشاهده می‌شود هرچه اهمیت  $(t-1)$  بیشتر باشد، فاکتور  $\mu$  که

معروف به پارامتر عمق حافظه است، مقدار بیشتری به خود می‌گیرد و  $x_1(t-1)$  از اهمیت کمتری برخوردار می‌شود، بدليل ضربی  $\mu-1$  که

جهت حرکت مقداری آن با  $\mu$  مخالف است.

البته نکته مهم دیگری که قابل بررسی است، مقدار  $\mu$  است که اگر  $1 < \mu < 0$  باشد فیلتر، یک فیلتر پایدار می‌باشد، که قطب‌های آن در داخل دایره واحد و در سمت راست صفحه Z است، و اگر  $2 < \mu < 1$  باشد همان فیلتر پایدار می‌باشد که، قطب‌های آن در سمت چپ صفحه Z است، پس  $2 < \mu < 0$  است.

فیلتر گاما ترکیبی از بعضی خواص پایدار جالب توجه فیلترهای FIR و بعضی از خواص قدرتمند فیلتر IIR می‌باشد [۱۶].

البته محاسبات پیوسته‌ای نیز برای گاما وجود دارد که از حوصله بحث خارج است، و چون داده‌های مایه صورت گسسته می‌باشد به همین دلیل به بررسی سیستم گسسته می‌پردازیم.

### ۲.۶.۱. محاسبات پیشرو

طبق شکل‌های (۱۵) و (۱۷) داریم که

$$\begin{aligned} y_{ij}(t) &= w_{ij0} x_{ij0}(t) + w_{ij1} x_{ij1}(t) + \dots + w_{ijk} x_{ijk}(t) \\ &= \sum_{l=0}^k w_{ijl} x_{ijl}(t) \end{aligned} \quad (22)$$

$$x_{ijl}(t) = (1 - \mu_{ij}) x_{ijl}(t-1) + \mu_{ij} x_{ij,l-1}(t-1) \quad (23)$$

$, l > 0$

و هنگامی که  $l = 0$  است  $x_{ijl} = u_{ijl}$  می‌شود.

مابقی محاسبات نیز همانند شبکه‌های MLP قابل صورت دادن است،

البته در بخش TDL نیز به نوعی به ادامه محاسبات اشاره کردیم که اینجا از تکرار آن خودداری می‌کنیم، و در اینجا تنها به این نکه بسنده می‌کنیم که، با قرار گرفتن یکتابع گاما از درجه  $k$  در یک سیناپس تنها از یک  $\mu$  برای تعیین عمق حافظه آن استفاده شده است، همچنین هر کدام از این تابع‌های گاما دارای یک وزن می‌باشند که نقش همان وزن‌ها را در شبکه‌های MLP بدون حافظه بازی می‌کنند.

این، این ساختار می‌تواند به عنوان یک ساختار اصولی برای شبکه‌های عصبی مطرح باشد. مهمترین ویژگی این‌گونه شبکه‌ها آن است که می‌توان یک مکانیزم یادگیری متمکی به گرادیان برایشان تعریف نمود<sup>[۵۴]</sup>. تنها شرط آن اینست که تابع هزینه و توابع نرونهاش شبکه مشتق پذیر باشند. مشتق گیریهایی که به صورت گرادیان نزولی صورت می‌پذیرند بر اساس قوایین معروف زنجیره‌ای می‌باشند. که در [۵۵] به تفصیل به آنها پرداخته شده است.

از آنجایی که پایه‌ای ترین روش آموزش گرادیان نزولی، مشکلاتی اعم از کنیدی، تمايل به کمینه‌های محلی<sup>۶</sup> دارد، Jang<sup>۷</sup> روشها و قوانین ترکیبی آموزش<sup>۸</sup> را در راستای بالا بردن سرعت آموزش پیشنهاد کرد. Jang در روشها آموزشی پیشنهادی خود به دو قوله بهنگام<sup>۹</sup> و یا تابه‌نگام<sup>۱۰</sup> توجه نموده است.

بکارگیری سیستمهای فازی در پیش‌بینی آلدگی هوا مورد توجه بسیاری از محققان قرار گرفته است [۸۴-۷۶]. دلیل این موضوع تعبیرپذیری سیستمهای فازی و قابلیت آنها برای تبدیل شدن به گزاره‌های زبانی می‌باشد. بدین معنی که پیش از پیش‌بینی می‌توان با افراد خبره که در زمینه آلدگی هوا دارای تجربیاتی می‌باشند صحبت نمود و سعی نمود گزاره‌هایی را به صورت زبانی از آنها به صورت جملات اگر-آنگاه شنید و آنها را با کمک سیستم فازی به بیان ریاضی ترجمه نمود. قطعاً چنین کاری دقیق نخواهد بود، زیرا فرد خبره ممکن است جملات اشتباہی را به زبان پیاوورد یا جملاتش دقیق نباشد و نیازمند تغییراتی در چهت بهبود دقت داشته باشد که این همان بحث آموزش می‌باشد که موضوعی کلیدی است که بیامونش در بخش‌های بعدی صحبت می‌نماییم.

از جمله کارهای صورت گرفته در زمینه پیش‌بینی آلدگی با کمک شبکه‌های عصبی - فازی می‌توان از [۸۴، ۸۰، ۷۹، ۷۶] نام برد که همگی از سیستمهای فازی مدانی و یا تاکاگی سوگون نوع اول استفاده نموده‌اند. یکی از بهترین کارهای صورت گرفته در این زمینه که مقایسه خوبی نیز نموده مرجع [۷۷] می‌باشد. در این مقاله نویسنده‌گان اقدام به پیش‌بینی با کمک ITFFNN<sup>۱۱</sup> نموده‌اند. این ساختار یک شبکه عصبی فازی شده می‌باشد. در نهایت نیز روش خود را با آموزش‌های گوناگون همانند لونبرگ مارکوات<sup>۱۲</sup> و گرادیان نزولی به همراه کمترین مرباعات روگشته به عنوان روشی ترکیبی در راستای پیش‌بینی آلدگی سری زمانی ازون نمود و در نهایت روش خود را با شبکه ANFIS را با روش‌های آموزشی Jang<sup>۱۳</sup> که در بخش‌های آتی صحبت خواهیم نمود مقایسه نموده است. نکته دیگر مقایسه این روش با شبکه‌های

محاسبات دیگر بسیار بدیهی می‌باشد. نکته مهمی که اینجا قابل ذکر است، چگونگی ارتباط TDL با گاما می‌باشد. اگر خوب دقت کنیم و  $\mu = 1$  قرار دهیم، فیلتر گاما به راحتی قابل تبدیل به یک TDL است، یعنی گاما یک حالت جامع تر و کلی‌تری نسبت به TDL دارد. محاسبات BP برای TDL نیز از روابط نوشته شده برای گاما به سهولت قابل حصول است، تنها نکته این است که، شبکه TDL، آموزش  $\mu$  را ندارد.

#### ۴. ANFIS

شبکه‌های ANFIS در سال ۱۹۹۳ توسط یکی از دانشجویان دکترای زاده بنام Jang<sup>[۵۳]</sup> معرفی شد. ANFIS به عنوان یک ساختار قاعدۀ مند و مناسب که برای شناسایی سیستمهای مدل‌سازی غیر خطی آنها به فرم فازی توجهات زیادی را به خود جلب نمود.

علت این توجهات، انعطاف‌پذیری و کارایی محاسباتی این شبکه می‌باشد. (گاهی مدل‌هایی هستند که انعطاف بالایی دارند اما خصوصیات محاسباتی مناسبی ندارند (Mamdani) و شبکه‌هایی هستند که خصوصیات محاسباتی خوب ولی انعطاف مناسبی ندارند (MLP)).

این خصوصیات از نام این شبکه مشخص می‌شود؛ نام این شبکه شامل دو بخش است:

۱. Adaptive Network: محاسبات موثر ناشی از این بخش می

باشد، که به نوعی شبکه عصبی است.

۲. Fuzzy Inference Systems: انعطاف نیز از بخش استنتاج

فازی مشتق شده است.

در مورد بخش دوم در بخش‌های قبل به تفصیل بحث نمودیم. شبکه‌های تطبیقی که توسعه‌ای از شبکه‌های پیشرو<sup>۱۴</sup> می‌باشند، بدان صورت تعریف می‌شوند که اگر یک شبکه پیشرو داشته باشیم که اولاً نرونها<sup>۱۵</sup> آن به هر فرمی که می‌خواهند، باشند. بدان معنی که لزومی ندارد که به صورت سیگموید<sup>۱۶</sup>، سینوسی یا گوسی یا ... باشند، می‌توانند هر فرمی را به خود بگیرند. ثانیاً نرونها می‌توانند پارامترهایی را برای آموزش داشته باشید یا به عبارت دیگر تطبیق پذیر باشند یا ثابت<sup>۱۷</sup> باشند.

جزء خصوصیات این شبکه اتصالات رو به جلوی آن است. یعنی هر لایه به لایه‌های جلوتر از خود متصل می‌شود و هیچ لزومی به کامل بودن این اتصالات رو به جلو نیست (یعنی همه لایه‌ها به هم‌دیگر متصل باشند). این شبکه‌ها نسخه تکامل یافته شبکه‌های پیشرو می‌باشند. بنابر این می‌توان از شبکه‌هایی مثل MLP، RBF و ... را جزو این خانواده تلقی کرد. بنابر

6 Local Minima

7 Hybrid Learning

8 On – Line

9 Off – Line

10 Interval Type-2 Fuzzy Neural Networks

11 Levenberg- Marquardt (LM)

1 Multi Layer Perceptron

2 Feed Forward Network

3 Neurons

4 Sigmoid

5 Fix

و  $\mu_{A^j}$  مقدار تعلق ورودی  $j$ -ام به تابع تعلق  $i$ -ام می‌باشد.  
که در ابطه (۳۱)  $W_i$  خروجی موتور استنتاج ضرب در قانون  $i$ -ام است و

در نهایت داریم:

$$O = \frac{\sum_{i=1}^R w_i f_i}{\sum_{i=1}^R w_i} \quad (33)$$

که در آن

$$f_i = \sum_{l=1}^n a_l^i x_l + b^i, \quad i = 1, 2, \dots, R \quad (34)$$

**۴. روش‌های آموزش شبکه‌های عصبی - فازی**  
همانطور که اشاره شد، پایه ای ترین روش استفاده شده برای آموزش، روش‌های مبتنی بر گرادیان می‌باشد. تکنیک کاربردی پس انتشار<sup>۳</sup> جهت تنظیم پارامترهای شبکه‌های عصبی - فازی کاربرد گسترده‌ای داشته است. بینان این الگوریتم بر اساس نزول می‌باشد که تفاوت بین خروجی‌های مطلوب و واقعی را کاهش می‌دهد، یا به عبارت بهتر کم نمودن خطای از پیش تعريف شده. در هر گام پارامترها و وزنها به وسیله این الگوریتم طوری تنظیم می‌شوند که خطای در راستای نزولی خود قرار بگیرد. در این الگوریتم از مقادیری به نام سرعت‌های آموزشی<sup>۴</sup> که گامهای حرکت به سمت نقاط بهینه را تعیین می‌کنند، استفاده می‌شود.

Jang در مقاله معروف خود [۵۳] به معنی چندین روش جهت آموزش شبکه‌های ANFIS اشاره نمود که قابلیت تعمیم به سایر شبکه‌های عصبی - فازی را نیز دارا می‌باشند:

- ۱- گرادیان نزولی: همه پارامترها با کمک گرادیان نزولی آموزش می‌یابند.  
- ۲- گرادیان نزولی و یک مرحله تخمین کمترین مربعات<sup>۵</sup>: LSE در گام اول برای مقدار دهی اولیه به پارامترها بخش تالی مورد استفاده قرار می‌گیرد و سپس گرادیان نزولی نقش بروز سازی تمام پارامترها را در ادامه الگوریتم به عهده خواهد داشت.

- ۳- گرادیان نزولی و LSE: این تکنیک به صورت ترکیبی از گرادیان نزولی و LSE، مورد استفاده قرار می‌گیرد. بدین صورت که بخش مقدمه توسط گرادیان نزولی و بخش تالی توسط LSE آموزش خواهد دید.

- ۴- LSE ترتیبی: این تکنیک تمام پارامترهای شبکه عصبی - فازی را خطی می‌کند و از الگوریتم فیلتر کالمن توسعه یافته<sup>۶</sup> برای بروز سازی پارامترها استفاده می‌کند. [۵۶، ۵۷] این روش را در شبکه‌های عصبی بکار برده‌اند.

عصبی MLP می‌باشد. همچنین علاوه بر پیش‌بینی آلدگی هوا اقدام به پیش‌بینی سری زمانی مکی-گلاس<sup>۱</sup> نیز نموده است.

#### ۴.۱. ساختار و محاسبات پیشرو در شبکه‌های عصبی - فازی

##### ANFIS

این شبکه دارای پنج لایه مطابق شکل (۲۲) می‌باشد [۵۳]:

لایه اول: لایه ورودی و لایه توابع تعلق: در این لایه هر گره یک تابع تعلق<sup>۲</sup> را نمایش می‌دهد و به عنوان یک واحد حافظه بکار گرفته می‌شود. به عنوان مثال توابع تعلق گوسین که دارای پارامترهای از قبیل مرکز دسته‌ها و واریانس دسته‌ها می‌باشد، که به عنوان پارامترهای آموزش پذیر بخش مقدم شناخته می‌شوند.

لایه دوم: لایه قوانین: گره‌ها در این لایه با عنوان گره‌های قوانین شناخته می‌شوند. در این قسمت میزان قدرت آتش هر قانون توسط ضرب میزان تعلق هرورودی به توابع تعلق مربوطه در هم‌دیگر بددست می‌آید (رابطه (۳۱)).

لایه سوم: لایه نرمالیزاسیون: در این لایه قدرت آتش هر قانون با توجه به قدرت‌های آتش قوانین دیگر نرمالیزه می‌شود. بدین صورت که قدرت آتش هر قانون بر مجموع کل قدرت‌های آتش تمام قوانین تقسیم می‌شود.

لایه چهارم: لایه غیر فازی‌ساز: در این لایه خروجی هر کدام از قوانین بددست می‌آید، بدین شکل که تابع خطی از ورودیها ( $f^i$ ) در قدرت آتش نرمالیزه شده ضرب می‌شود.

لایه پنجم: لایه خروجی: خروجی‌های شبکه در این لایه از مجموع خروجی‌های لایه پنجم حاصل می‌شود (رابطه (۳۳)).

در شکل (۵) شبکه در حالت MISO در نظر گرفته شده است، که دارای  $n$  ورودی می‌باشد که هر ورودی به ترتیب شامل  $k_1, k_2, \dots, k_n$  تابع تعلق می‌باشد. بنابراین در مجموع می‌توان حداقل  $R$  قانون برای این شبکه نوشت که در آن:

$$R = k_1 \times k_2 \times \dots \times k_n \quad (30)$$

اگر  $(x_j)_{A^j}$  را معادل میزان تعلق ورودی  $j$ -ام به تابع تعلق  $i_j$  ام از مجموعه توابع تعلق ورودی  $j$ -ام تعریف کنیم، آنگاه محاسبات رویه جلو شبکه شکل (۵) به صورت زیر است:

$$w_i = \mu_{A_1^{i_1}}(x_1) \times \mu_{A_2^{i_2}}(x_2) \times \dots \times \mu_{A_n^{i_n}}(x_n) \quad (31)$$

که در آن

$$i_1 \in \{1, 2, \dots, k_1\},$$

$$i_2 \in \{1, 2, \dots, k_2\},$$

...

$$i_n \in \{1, 2, \dots, k_n\}$$

حل این معضل با اعمال قیودی در بهینه‌سازی کمترین مربعات کلی یا محلی راهکارهایی را پیشنهاد نموده است. از روش‌هایی دیگر می‌توان روش‌های بر اساس جمعیت را مطرح کرد، به عنوان مثال روش‌های الگوریتم‌های ژنتیک، بهینه‌سازی گروه ذرات، کولونیهای مورچگان<sup>۶</sup> و دیگر روش‌های وابسته [۶۶، ۶۷].

در [۶۷] پارامترهای یک شبکه عصبی - فازی برگشتی را با کمک روش‌های PSO، GA و ترکیبی از این دو روش، بروز سازی نموده است که روشی بدین‌جا باشد. اما این روش کل شبکه را وابسته به جمعیت می‌کند و سرعت همگرایی ممکن است گاهی دچار اختلالاتی از جمله نایابی‌داری در کنترل و شناسایی شود اگر، جمعیتهای اولیه مناسب نباشد، در گامهای بعدی این اتفاق بسیار محتمل به نظر می‌رسد و همچنین کاربرد شبکه کاملاً نابهنجام<sup>۷</sup> می‌شود. البته در [۶۸] به [۶۷] اشاره شده، که در [۶۸] بحث پایداری و همگرایی PSO را در فضای مختلط چند بعدی طرح نموده ولی در [۶۷] به موضوع پایداری توجهی نشده است.

با توجه به نکات ذکر شده، بروز سازی پارامترهای بخش مقدم شبکه‌های عصبی - فازی به دلیل نقش غیرخطی که در خروجی اینگونه شبکه‌ها دارد، بسیار مشکل‌تر از بروز سازی پارامترهای بخش تالی است و روش‌های معرفی شده عمدتاً دارای انعطاف پیشتر در بروز سازی پارامترهای بخش تالی می‌باشند.

بنابر این نکته مهم روش‌های آموزشی استفاده شده در بخش مقدم می‌باشد که پارامترهای این بخش نقش بسزایی در بخش بندی فضایی و رودی را دارا می‌باشند. عملده روش‌هایی که بکار رفته‌اند از تکنیک گرادیان نزولی بدلیل سر راست بودن و پیچیدگی کمتر استفاده کرده‌اند. البته مشکلاتی همانند همگرایی گند و تله‌های می‌نیم‌های محلی و حساسیت به طریقه آموزش همواره وجود دارد [۵۹]. مراوش‌های دیگری را بکار می‌گیریم؛ بدین گونه که در آموزش شبکه‌های عصبی - فازی از روش‌های ترکیبی PSO و گرادیان نزولی یا PSO و RLSE استفاده شود. بدین گونه که پارامترهای بخش مقدم با کمک روش PSO و پارامترهای بخش تالی با کمک یکی از روش‌های متداول دیگر همانند گرادیان نزولی یا RLSE بروز سازی شوند. روش‌های آموزشی این مقاله برای آموزش شبکه، با توجه به توضیحات مطرح شده به قرار زیر است:

۱. بکارگیری PSO در آموزش بخش مقدم و گرادیان نزولی برای بخش تالی [۷۵، ۷۳]
۲. بکارگیری PSO در آموزش بخش مقدم و کمترین مربعات بازگشتی برای بخش تالی [۷۴]

اولین بکارگیری EKF در شبکه‌های فازی مدانی در [۵۸] صورت گرفته است. البته این روش بدون خطی پارامترها بکار بسته شده و تابع جالبی را در برداشته است. یکی از مقالاتی که بسیاری از روش‌های متداول را در آموزش شبکه ANFIS بکار بسته، [۵۹] می‌باشد که چندین روش متنوع را در آموزش پارامترهای مقدم معرفی نموده و به مقایسه آنها پرداخته که

تمامی این روشها بر اساس گرادیان می‌باشد، همانند: گرادیان نزولی، انتشار سریع<sup>۸</sup>، انتشار جهنه<sup>۹</sup> و لوبنرگ ماکوارت. این الگوریتم‌ها با الگوریتم کمترین مربعات بازگشتی<sup>۱۰</sup> برای آموزش بخش تالی بکاربسته شده، در راستای تقویت توانایی تطبیق ANFIS. از روش‌های دیگر کارهای [۶۰] و [۶۱] که از PSO برای آموزش تمام پارامترها استفاده نموده‌اند، می‌توان نام برد. البته در مقاله اخیر از کاربرد کنترلی شبکه بهره برده‌اند و نه از توانایی آن در شناسایی.

Jang در ادامه مقاله روش سوم را برای شیوه سازی‌های خود بکار می‌گیرد، اما به نکاتی مهم اشاره می‌کند که: "انتخاب روش‌های بالا، توانایی است که بین پیچیدگی محاسبات<sup>۱۱</sup> و نتیجه عملکرد<sup>۱۲</sup> می‌توان برقرار نمود، به دلیل آنکه در روش‌های ترکیبی بروز سازی پارامترهای بخش مقدم و تالی به صورت جداگانه صورت می‌پذیرد بنابر این برای تسريع این عملکرد می‌توان از روش‌های دیگر در جهت بهینه‌سازی بخش مقدم همانند: گرادیان مزدوج، گرادیانهای مرتبه دوم [۶۲]، پس انتشار سریع [۶۳]، بهینه‌سازی‌های غیر خطی [۶۴] و روش‌های دیگر استفاده نمود."

از روش‌های مطرح شده نکته مهم بکارگیری روش‌های متنوع در آموزش بخش مقدم می‌باشد، تقریباً تمامی روشها در بخش تالی از آموزش کمترین مربعات بازگشتی یا هم خانواده آن، فیلتر کالمن استفاده نموده‌اند. نتیجه مهم از این تلاش آنست که پارامترهای بخش مقدم اهمیت زیادی در آموزش دارند و روش‌های پیشنهاد شده بدلیل پیچیدگی بالا در محاسبات گرادیانی با توجه به حضور غیرخطی پارامترهای بخش مقدم در خروجی، مناسب به نظر نمی‌رسند.

روش‌هایی که مطرح شد، عمدتاً وابسته به گرادیان بوده و به دلیل عملکرد مناسب و سر راست بودن هنوز هم بکار برده می‌شوند. روش‌هایی که وابسته به کمترین مربعات هم بودند به عنوان روش‌هایی موثر برای بهینه‌سازی پارامترهای بخش تالی اگر به صورت محلی بهینه‌سازی می‌شوند بایستی به مشکل Overparametrize برخورد نکنند تا سیستم به سمت مشکلات عددی هدایت نشود. در [۶۵] به این موضوع به تفصیل پرداخته شده است و برای

1 Quick Propagation (QP)

2 Resilient Propagation (RPROP)

3 Recursive Least Square (RLS)

4 Computation Complexity

5 Performance Resulting

گذشته) برای مقایسه در تکرارهای بعدی ذخیره می‌شود. البته هدف یافتن موقعیت‌های بهتر و بروز رسانی  $\bar{P}_i$  و  $Pbest_i$  می‌باشد.

نقاط جدید با اضافه کردن  $\bar{V}_i$  به  $\bar{X}_i$  پیدا می‌شود و الگوریتم دوباره اقدام به تنظیم  $\bar{V}_i$  می‌نماید، که می‌توان به  $\bar{V}_i$  به عنوان یک گام آموزشی نیز نگاه کرد.

گروه ذرات بیشتر از یک مجموعه ذرات می‌باشد! یک ذره به تنها یک تقریباً توانایی حل یک مساله را دارا نیست، پیشرفت و بهبود موقعیت رخ می‌دهد که ذرات با هم‌دیگر تقابل و تعامل داشته باشند. این الگوریتم حل مساله، به عنوان یک پدیده جمعیتی، از رفتارهای ذرات در حین تقابل با هم‌دیگر به وجود می‌آید.

ارتباطات در یک جمعیت معمولاً دو طرفه می‌باشد. بدان معنی که اگر  $i$  همسایه  $j$  باشد،  $j$  نیز همسایه  $i$  خواهد بود. هر ذره با ذرات دیگر در ارتباط است و رفتار آن متاثر از بهترین موقعیت همسایگانش خواهد بود، که این بهترین موقعیت عبارت است از  $\bar{P}_g$  برای بهترین همسایه که با  $\bar{P}_i$  نمایش داده خواهد شد. نحوه ارتباطات ذرات با هم‌دیگر و نحوه تقسیم بنده آنها را به سمت ایجاد تپولوژیهای گوناگونی از ارتباطات رهنمون می‌شود.

در فرآیند PSO، سرعت هر ذره به صورت مکرر تنظیم می‌شود، که این امر باعث نوسانات تصادفی<sup>۳</sup> حول موقعیت‌های  $\bar{P}_g$  و  $\bar{P}_i$  می‌شود. الگوریتم زیر، الگوریتم پایه PSO می‌باشد.

۱. مقدار دهی اولیه جمعیت با موقعیتها و سرعتهای تصادفی در

فضای D بعدی جستجو

۲. شروع حلقه

۳. برای هر ذره، تابع هزینه ارزیابی شود.

۴. ارزش هر ذره با ارزش  $Pbest_i$  مربوط به خود مقایسه شود، اگر بهتر بود و  $Pbest_i$  و  $\bar{P}_i$  با توجه به موقعیت حال حاضر جایگزین شود.

۵. شناسایی ذرهای در جمعیت همسایگان که بهترین موقعیت را تجربه کرده است و لحاظ کردن آن با عنوان بهترین ذره با اندیس  $.gbest$ .

۶. تغییر سرعت و موقعیت ذره بر اساس تساوی زیر:

$$v_i(k) = v_i(k-1) \quad (35)$$

$$+ \rho_1 \otimes (x_{pbest_i} - x_i(k))$$

$$+ \rho_2 \otimes (x_{gbest} - x_i(k))$$

$$x_i(k) = x_i(k-1) + v_i(k)$$

<sup>3</sup> Stochastic Oscillates

۳. بکارگیری PSO در آموزش بخش مقدم و فیلتر کالمون توسعه

یافته برای بخش تالی

البته در این مقاله در مورد روشهای دوم و سوم ما از خطای پیش‌بینی<sup>۱</sup> به عنوان تابع هزینه و تطبیق PSO بهره برداشیم. در بخش بعدی به ارایه توضیحات مختصری در مورد الگوریتم PSO می‌پردازیم، تا با این الگوریتم آشنایی بیشتر بیدا کنیم.

## ۵. بهینه‌سازی گروهی ذرات

ایده‌های اولیه گروه ذرات که توسط Kennedy (روانشناس اجتماعی)

و Eberhart (مهندس برق) به عنوان یک هدف گزاری ضروری در تولید هوش محاسباتی با بهره‌گیری از تنبیلات در "معاملات اجتماعی" نسبت به

تواناییهای "شناختی فرد"<sup>۲</sup> ایجاد شد [۶۹].

اولین شبیه سازیهای [۶۹] متأثر از کارهای [۷۰] بود، که با بهره‌گیری از

روش جستجوی گروهی پرندگان برای ذرت انجام شد.

این روش سریعاً توسط [۷۱، ۶۹] توسعه یافت تا به یک روش بهینه‌سازی

قدرتمند بنام بهینه‌سازی گروهی ذرات تبدیل شود.

در PSO تعدادی ذره ساده در فضای جستجوی یک مساله یا یک تابع

حضور دارند و هر کدام از میزان ارزش تابع هدف و موقعیتی که در آن قرار

دارد آگاه است. پس هر ذره حرکت بعدی خود را بر اساس ترکیبی از

موقعیت فعلی خود و بهترین تجربه گذشته خود با یک یا چند ذره از گروه با

کمک ضرایبی تصادفی، پایه‌گذاری می‌کند. حرکت بعدی موقعیت رخ می-

دهد که تمام ذرات حرکت قبلی خود را به سرانجام رسانده باشند. سرانجام،

گروه همانند پرندگان مهاجر که در جستجوی غذا هستند، احتمالاً به سمت

تابع هزینه بهینه حرکت خواهد کرد.

هر ذره در گروه ذرات، بر اساس ترکیبی از سه بردار با ابعاد D، که بیانگر

ابعاد فضای جستجو می‌باشد، نمایش داده می‌شود. این بردارها عبارتند از:

$\bar{X}_i$ : موقعیت فعلی

$\bar{P}_i$ : بهترین موقعیت قبلی

$\bar{V}_i$ : سرعت

موقعیت فعلی می‌تواند به عنوان یک بردار مختصات که بیانگر یک نقطه در

فضای جستجو است، لحاظ شود. در هر تکرار الگوریتم، موقعیت فعلی به

عنوان یک پاسخ ارزیابی می‌شود. اگر این موقعیت بهتر از تمام موقعیت‌های

پیدا شده قبلی باشد، مختصات آن در بردار  $\bar{P}_i$  ذخیره می‌شود. همچنین

مقدار تابع هزینه  $\bar{P}_i$  جدید در متغیری بنام  $Pbest_i$  (به عنوان بهترین

<sup>1</sup> Prediction Error

<sup>2</sup> Individual Cognitive

است و برای هر ورودی  $^3$  تابع تعلق در نظر گرفته شده است. جمعیت بکار رفته برای PSO،  $10$  ذره می‌باشد.

۷. اگر قیود (معمولًاً یک تطابق<sup>۱</sup> خوب یا حداقل دفعات تکرار) برآورده شد، از حلقه خارج شو.

۸. پایان حلقه

#### ۱۰.۶ مقایسه روشها

برای ارزیابی و مقایسه میان روش‌های متفاوت مدل‌سازی و پیش‌بینی که بررسی شدند، سه معیار زیر را در نظر گرفته شده است<sup>[۱۰,۱۱]</sup>.

- جذر میانگین مربعات خطای (RMSE)<sup>۲</sup> پیش‌بینی
- میانگین مربعات خطای نرمالیزه (MNSE)<sup>۳</sup> پیش‌بینی
- میانگین قدر مطلق خطای (MAE)<sup>۴</sup> پیش‌بینی

که معیارها به صورت زیر تعریف می‌شوند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{x}(i) - x(i))^2} \quad (۳۶)$$

که در آن  $\hat{x}$  مقدار اندازه‌گیری شده و  $\hat{x}$  مقدار پیش‌بینی شده می‌باشد به این ترتیب جذر میانگین مربعات خطای پیش‌بینی در تمام بازه پیش‌بینی محاسبه شده و به عنوان معیاری برای ارزیابی پیش‌بینی به کار می‌روند.

برای مقایسه میان عملکرد پیش‌بینی برای داده‌های متفاوت، واریانس داده‌ها به عنوان معیاری برای نرمالیزاسیون، در میانگین مربعات خطای نرمالیزه به کار برده می‌شود. معیار میانگین مربعات خطای نرمالیزه به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{x}(i) - x(i))^2}{\sum_{i=1}^N (x(i) - \bar{x}(i))^2} \quad (۳۵)$$

و در نهایت معیار آخر که معیار ساده‌تری می‌باشد، میانگین میزان فاصله ای مقادیر اصلی از مقادیر پیش‌بینی است و طریقه محاسبه به صورت زیر است.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{x}(i) - x(i)| \quad (۳۶)$$

در جداول (۱) و (۲) مقایسه کلی تمامی روشها آمده است.

#### ۷. نتیجه گیری

در این مقاله اقدام به مقایسه توانایی‌های چندین شبکه عصبی و شبکه فازی ANFIS نمودیم. همچنین با بکارگیری روش‌های آموزشی ترکیبی بر اساس PSO برای شبکه ANFIS سعی در بهبود نتایج این شبکه صورت گرفت. همچنین در این نوشتار به میزان توانایی بالای شبکه‌های عصبی حافظه دار نسبت به شبکه‌های بدون حافظه در مدل‌سازی دینامیک سریهای زمانی پی می‌بریم. این مطلب از میزان کاهش مقادیر در جدولهای (۱) و (۲) کاملاً مشهود است و قدرت حافظه دار بودن عصبی و توانایی آن را در مدل‌سازی‌های

$\rho_i$  بیانگر یک بردار تصادفی از اعدادی است که به صورت یکنواخت و تصادفی در  $(0, c_i) \sim U$  توزیع شده‌اند.

عملگر  $\otimes$ ، بیانگر ضرب عنصر در عنصر در نسخه اصلی PSO، سرعت هر ذره باستی در محدوده  $\pm V_{\max}$  لحاظ شود.

#### ۶. مزایای پیش‌بینی به کمک شبکه‌های TDL، گاما و ANFIS

از شبکه‌های هوشمند در پیش‌بینی سریهای زمانی (که عبارت است از مشاهدات ما از فرآیندی که بر حسب زمانی مرتب شده است و تجزیه و تحلیل سریهای زمانی به داده‌هایی مربوط می‌شوند که مستقل نبوده و به طور متوالی به هم وابسته‌اند. برای بررسی پدیده‌هایی به کار می‌روند که ورودی قابل اعمال نداشته و صرفاً مابتوانیم خروجی سیستم را بیینیم و بررسی کنیم و روی ورودی آن هیچ توانایی نداشته باشیم)، علی‌الخصوص جایی که شرایطی از قبیل ایستایی یا شرایط دیگری که برای بکارگیری تکنیک‌های کلاسیک باید فراهم باشد، از بین می‌رود و هنگامی که دینامیک سریهای زمانی زیاد می‌باشد بسیار استفاده شده است<sup>[۶]</sup>.

شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون (حداقل با یک لایه مخفی) تقریباً هر تابع را با تقریب مناسب می‌توانند تخمین بزنند، مشروط بر آن که تعداد کافی نرون در لایه مخفی منظور نماییم. هر چند در حالت کلی نمی‌توانیم هیچ اظهار نظری در مورد تعداد لازم و تعداد مورد نیاز نرونها در هر لایه جهت اجرای شایسته شبکه بنماییم، اما به طور تجربی و سعی و خطأ می‌توانیم نتایج مطلوب را بدست آوریم<sup>[۵]</sup>.

در شکل‌های (۱۸) و (۱۹) پیش‌بینی به وسیله شبکه TDL و در شکل‌های (۲۰) و (۲۱) به وسیله شبکه گاما صورت گرفته است که این شبکه‌ها هر دو لایه می‌باشند و عناصر خط تا خیر و فیلتر گاما هم در لایه میانی و هم در لایه خروجی حضور دارند همچنین لایه خروجی خطی می‌باشد. در این روش تعداد نرونها در لایه ورودی  $4$ ، لایه میانی  $70$  و لایه خروجی  $1$  می‌باشد. ضریب آموزش وزنهای  $W$  برابر  $0.005$  برای TDL و گاما انتخاب شده است. برای فاکتور حافظه ضریب آموزش  $0.002$  می‌باشد و مقدار  $k = 3$  در نظر گرفته شده است. در شکل‌های (۲۳) و (۲۴) پیش‌بینی بوسیله ANFIS با روش آموزشی PSO+EKF صورت گرفته است. در این روش از داده‌های تا  $4$  لحظه قبل به عنوان ورودی برای پیش‌بینی لحظه بعد، استفاده شده

<sup>2</sup> Root Mean Squared Error

<sup>3</sup> Normalized Mean Squared Error

<sup>4</sup> Mean Absolute Error

<sup>1</sup> Fitness

- [12] C. Chatfield, *The analysis of time series: An Introduction*, Chapman & Hall, 1989.
- [13] O. Nelles, *Nonlinear system identification*, Springer-Verlag, 2001.
- [14] <http://www.Aqcc.org>, Air Quality Control Company, Copyright 2001.
- [15] G. Dorffner, *Neural Networks for Time Series Processing*, Neural Network World, Vol. 4, pp. 447-468, 1996.
- [16] T. J. Cholewo, J. M. Zurada and A. Cchoci, Exact Gradient Calculation in Gamma Neural Networks, International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications, 1997.
- [17] M. Van Veelen, J. A. G. Nijhuis and L. Spaanenburg, Estimation of Linear Filter Banks for Multi Variate Time Series Prediction with Temporal Principal Component Analysis, Report, 1997.
- [18] J. C. Principe, J. M kuo and S. Celebi, An Analysis of the Gamma Memory in Dynamic Neural Networks, IEEE Transactions on Neural Network, Vol. 5, No 2, pp. 331-337, 1994.
- [19] B. de Vries and J. C. Pricipe, The Gamma Model-A new Neural Model for Temporal Processing, Report 1992.
- [20] J. C. Principe, B. de Vries and P. G. deOliveria, Generalized Feedforward Structures: A New Class of Adaptive Filters, Computational Neuroengineering Laboratory Report, 1995.
- [21] Yu Heeyeon and S. Y. Bang, An improve time series prediction by applying layer by layer learning method to FIR neural network, ICONIP, 1996.
- [22] S. Celebi, J. C. Principe, Analysis of spectrel Feature Extraction Using the Gamma Filter, Univ Florida, 1994.
- [23] A.B. Chelani, C.V.C. Rao, K.M. Phadke and M.Z. Hasan, Prediction of sulphur dioxide concentrations using artificial neural networks, Environmental Modelling and Software, Vol. 17, pp. 161–168, 2002.
- [24] G. I. Berastegi, A. Elias, A. Barona, J. Saenz, A. Ezcurra and J. D. Argandoña, From diagnosis to prognosis for forecasting air pollution using neural networks: Air pollution monitoring in Bilbao, Environmental Modelling & Software, Vol. 23, pp. 622-637, 2008.
- [25] G. Nunnari, A.F.M. Nucifora and C. Randieri, The application of neural techniques to the modelling of time-series of atmospheric pollution data, Ecological Modelling, Vol.111, pp. 187–205, 1998.
- [26] G. Soja and A.M. Soja, Ozone indices based on simple meteorological parameters: potentials and limitations of regression and neural network model, Atmospheric Environment Vol. 33, pp. 4299–4307, 1999.
- [27] R. Guardani, C.A.O. Nascimento, M.L.G. Guardani, M.H.R.B. Martins and J. Romano, Study of atmospheric ozone formation by means of a neural network-based model, Journal of the Air and Waste Management Association Vol. 49, pp. 316–323, 1999.
- [28] J.A. Cannon and R.E. Lord, Forecasting summertime surface-level ozone concentrations in the Lower Fraser valley of British Columbia: an ensemble neural network approach, Journal of the Air and Waste Management Association, Vol. 50, pp. 322–339, 2000.
- [29] M.W. Gardner and S.R. Dorling, Statistical surface ozone models: an improved methodology to account for

بسیار آشوبگو نه نسبت به مدل خطی اتورگرسیو نشان می دهد و همچنین در مقادیر کوچک (هنگامی که داده ها از مقادیر کمی برخوردارند) روش مشتق دوم نسبت به روش مشتق اول بهتر جواب می دهد. البته ذکر نکته مهم دیگر نیز ضروری است که در شبکه های دینامیک دار تنها چهار لحظه قبل به عنوان ورودی به شبکه داده شده است و شبکه با توجه به دینامیکهای داخلی اقدام به تعیین وزن گذاری ورودیهای مناسب لحظات قبل می نماید. مطلب مهم دیگر آموزش شبکه های گاما با کمک گردایان نزولی و به صورت on-line می باشد که در این مقاله ارایه شده است. نتیجه مهم دیگر در این مقاله بکارگیری روش آموزشی مناسب برای شبکه های عصبی-فازی-ANFIS می باشد که با بکارگیری روشهای ترکیبی بر اساس PSO نتایج فوق العاده خوبی در مقایسه با شبکه های عصبی دینامیک دار و گاما حاصل می شود که نتایج در جداول مربوطه قابل پیگیری است. نکته مهم دیگر بکارگیری و همزمانسازی فیلتر کالمن توسعه یافته و PSO برای آموزش بخش های مقدم و تالی ANFIS می باشد، که نشان داد این ترکیب آموزشی عملآتاوانایی مناسبی در تطبیق پارامترهای بر اساس داده هایی با دینامیک بالا دارد.

## مراجع

۱. م. عباسپور، مهندسی محیط زیست ، جلد اول ، مرکز انتشارات علمی دانشگاه آزاد اسلامی ، چاپ اول ۱۳۷۱ .
۲. P. Mlaker and M.Boznar, Perceptron Neural Network – Based Model Predicts Air Pollution, IEEE, World Congress, 1997.
۳. Haykins, S, Neural Network A Comprehensive Foundation, Prentice- Hall International, 1999.
۴. م . ب . منهاج ، مبانی شبکه های عصبی، هوش محاسباتی، جلد اول ، دانشیار دانشگاه صنعتی امیرکبیر ، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، پاییز ۱۳۸۱ .
۵. G.Dorffner, Neural Networks for Time Series Processing, Report, 1995.
۶. پ . آریا ، تجزیه و تحلیل پایداری و پایاده سازی شبکه های عصبی انعطاف پذیر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم تحقیقات ، رساله دکتری ، سال ۱۳۸۰-۸۱ .
۷. J.J Kao and S.S.Hung, Forecasting Using Neural Network versus Box-Jenkins Methodology for Ambient Air Quality Monitoring Data, Air & Waste Management Association, Vol. 50, pp. 219-226 , 2000 .
۸. A.B.Chelani, D.G.Gaighate, and M.Z.Hasan, Prediction of Ambient PM10 and Toxic Metals Using Artificial Neural Networks, Air & Waste Management Association, Vol. 52, pp. 805-810, 2002.
۹. م . مختاری و م . ماری ، ترجمه و . صمدی بخارابی ، کاربردهای MATLAB و SIMULINK در مهندسی ، انتشارات خراسان ، چاپ اول ۱۳۸۰ .
10. U.Schlinnik, S.John and O.Herbarth, Transfer – function Models Prediction Ozon in Urban Air, UFZ-Center for Environmental Research Leipzig – Halle Ltd, Leipzig, Germany, 2002.
- ۱۱) م . زمانیان ، پیش‌بینی سریهای زمانی داده های هواشناسی با همبستگی بین داده ها، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی ، پایان نامه ارشد ، سال ۱۳۸۰ .

- [44] M. Kolehmainen, H. Martikainen and J. Ruuskanen, Neural networks and periodic components in air quality forecasting, *Atmospheric Environment*, Vol. 35, pp. 815–825, 2001.
- [45] Harri Niska, T. Hiltunen, A. Karppinen, J. Ruuskanen and M. Kolehmainen, Evolving the neural network model for forecasting air pollution time series, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol.17, pp. 159–167, 2004.
- [46] S.M. Shiva Nagendra and Mukesh Khare, Artificial neural network based line source models for vehicular exhaust emission predictions of an urban roadway, *Transportation Research Part D*, Vol. 9, pp. 199–208, 2004.
- [47] J. Hooyberghs, C. Mensink, G. Dumont, F. Fierens and O. Brasseur, A neural network forecast for daily average PM<sub>10</sub> concentrations in Belgium, *Atmospheric Environment*, Vol. 39, pp. 3279–3289, 2005.
- [48] J.B. Ordieres, E.P. Vergara, R.S. Capuz and R.E. Salazar, Neural network prediction model for fine particulate matter (PM<sub>2.5</sub>) on the US–Mexico border in El Paso (Texas) and Ciudad Juarez (Chihuahua), *Environmental Modelling and Software*, Vol. 20, pp. 547–559, 2005.
- [49] G. Grivas and A. Chaloulakou, Artificial neural network models for prediction of PM<sub>10</sub> hourly concentrations, in the Greater Area of Athens, Greece, *Atmospheric Environment*, Vol. 40, pp. 1216–1229, 2006.
- [50] A. Zolghadri and F. Cazaurang, Adaptive nonlinear state-space modelling for the prediction of daily mean PM10 concentrations, *Environmental Modelling and Software*, Vol. 21, pp. 885–894, 2006.
- [51] T. Slini, A. Kaprara, K. Karatzas and N. Moussiopoulos, PM10 forecasting for Thessaloniki, Greece, *Environmental Modelling and Software*, Vol. 21, pp. 559–565, 2006.
- [52] W. Wang, W. Lu, Xiekang Wang and Andrew Y.T. Leung, Prediction of maximum daily ozone level using combined neural networks and statistical characteristics, *Environment International*, Vol. 29, pp. 555–562, 2003.
- [53] J-S.R. Jang ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 23, pp. 665–685, 1993.
- [54] P. Werbos, beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences, PhD thesis, Harvard University, 1974.
- [55] J. S. R. Jang, C.-T. Sun. and E. Mizutani, Neurofuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence, Prentice Hall, 1996.
- [56] S. Shah, F. Palmeieri, and M. Datum, Optimal filtering algorithms for fast learning in feedforward neural networks *Neural Networks*, Vol. 5, 779–787, 1992.
- [57] S. Singhal and L. Wu, Training multilayer perceptrons with extended kalman filter algorithm, In Davis S. Touretzky, editor, *Advances in neural network information processing systems I*, pp. 133–140. Morgan Kaufman Publishers, 1989.
- [58] D. Simon, Training fuzzy systems with the extended Kalman filter, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol 132, 189 – 199, 2002.
- [59] M. S. Chen, A Comparative Study of Learning methods in Tuning Parameters of Fuzzy Membership Functions, *IEEE Conf. on Sys. Man and Cybernetics*, 1999.
- [60] D. B. Parker, Optimal algorithm for adaptive networks: Second order back propagation, second order direct nonlinear behaviour, *Atmospheric Environment* 34, pp. 21–34, 2000.
- [30] Jehng-Jung Kao and Shang-Shuang Huang, Forecasts using neural network versus Box-Jenkins methodology for ambient air quality monitoring data, *Journal of the Air and Waste Management Association*, Vol. 50, pp. 219–226, 2000.
- [31] W.G. Cobourn, L. Dolcine, M. French and M.C. Hubbard, A comparison of nonlinear neural network models for ground-level ozone forecasting, *Journal of the Air and Waste Management Association*, Vol. 50, pp. 1999–2009, 2000.
- [32] A.L. Dutot, J. Rynkiewicz, Fredy E. Steiner and J. Rude, A 24-h forecast of ozone peaks and exceedance levels using neural classifiers and weather predictions, *Environmental Modelling and Software*, Vol. 22, pp. 1261–1269, 2007.
- [33] M.W. Gardner and S.R. Dorling, Artificial neural networks (the multilayer perceptron). A review of applications in the atmospheric sciences, *Atmospheric Environment*, Vol. 32, pp. 2627–2636, 1998.
- [34] A. Comrie, Comparing neural networks and regression models for ozone forecasting, *Journal of the Air and Waste Management Association*, Vol. 47, pp. 653–663, 1997.
- [35] G. Spellman, An application of artificial neural networks to the prediction of surface ozone concentrations in the United Kingdom, *Applied Geography*, Vol. 19, pp. 123–136, 1999.
- [36] U. Schlink, S. Dorling, E. Pelikan, G. Nunnari, G. Cawley, H. Junninen, A. Greig, R. Foxall, K. Eben, T. Chatterton, J. Vondracek, M. Richter, M. Dostal, L. Bertucco, M. Kolehmainen and M. Doyle, A rigorous inter-comparison of ground-level ozone predictions, *Atmospheric Environment*, Vol. 37, pp. 3237–3253, 2003.
- [37] U. Schlink, O. Herbarth, M. Richter, S. Dorling, G. Nunnari, G. Cawley and E. Pelikan, Statistical models to assess the health effects and to forecast ground-level ozone, *Environmental Modelling and Software*, Vol. 21, pp. 547–558, 2006.
- [38] Sameer Sharma, S.V. Barai and A.K. Dikshit, Studies of air quality predictors based on neural networks, *International Journal of Environment and Pollution*, Vol. 19, pp. 442–453, 2003.
- [39] B.M. Fernandez de Castro, J.M. Prada Sanchez, W. Gonzalez Manteiga and M. Febrero Bande, Prediction of SO<sub>2</sub> levels using neural networks, *Journal of the Air and Waste Management Association*, Vol. 53, pp. 532–539, 2003.
- [40] A.B. Chelani, C.V.C. Rao, K.M. Phadke and M.Z. Hasan, Prediction of sulphur dioxide concentrations using artificial neural networks, *Environmental Modelling and Software*, Vol. 17, pp. 161–168, 2002.
- [41] M.W. Gardner and S.R. Dorling, Neural network modelling and prediction of hourly NO<sub>x</sub> and NO<sub>2</sub> concentrations in urban air in London, *Atmospheric Environment*, Vol. 33, pp. 171–176, 1999.
- [42] Faizal A. Hasham, Warren B. Kindzierski and Stephen J. Stanley, Modeling of hourly NO<sub>x</sub> concentrations using artificial neural networks, *Journal of Environmental Engineering and Science*, Vol. 3, pp. 111–119, 2004.
- [43] C. Cappa, D. Anfossi, M.M. Grossa and P. Natale, Short-term prediction of urban NO<sub>2</sub> by means of artificial neural network, *International Journal of Environment and Pollution*, Vol. 15, pp. 483–496, 2005.

Networks in time series prediction for the case of air pollution, NAFIPS 2008.

[78] Tanaka, K.; Sano, M.; Watanabe, H., Modeling and control of carbon monoxide concentration using a neuro-fuzzy technique, Fuzzy Systems, IEEE Transactions on Volume 3, Issue 3, Aug. 1995 Page(s): 271 – 279.

[79] Sungshin Kim; Jaeyong Kim; Chong-Bum Lee; Min-Young Kim, Fuzzy decision support system to the prediction of ozone concentrations, ISIE 2001.

[80] Morabito, F.C.; Versaci, M., Prediction and estimation of atmospheric pollutant levels by soft computing approach, IJCNN 2001.

[81] Tanaka, K.; Sano, M.; Watanabe, H., Identification and analysis of fuzzy model for air pollution-an approach to self-learning control of CO concentration, Industrial Electronics, Control, Instrumentation, and Automation, 1992.

[82] Negnevitsky, M.; Kelareva, G., Air quality prediction using a neuro-fuzzy system, Fuzzy Systems, 2001.

[83] Yilmaz Yildirim, Mahmut Bayramoglu, Adaptive neuro-fuzzy based modelling for prediction of air pollution daily levels in city of Zonguldak Chemosphere, Vol. 63, pp. 1575-1582, June 2006.

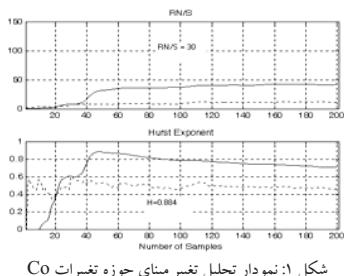
[84] Francesco Carlo Morabito, Mario Versaci, Fuzzy neural identification and forecasting techniques to process experimental urban air pollution data Neural Networks, Volume 16, , pp. 93-506, April-May 2003.

[85] M. Aliyari. Sh, M. Teshnehab, A. Khaki. Sedigh, Climate short term prediction of air pollution using multi layer perceptron neural networks, Third Regional & First National Conf. on Climate Change, 2003.

[86] M. Aliyari. Sh, M. Teshnehab, A. Khaki. Sedigh, Short term prediction of air pollution using TDNN, Conf on Intelligent Systems CIS2004.

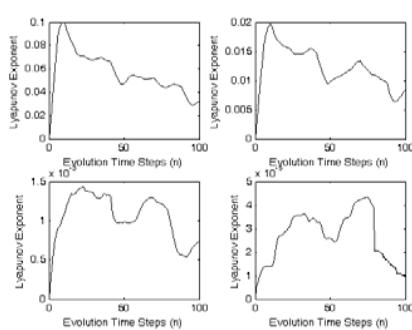
[87] M. Aliyari. Sh, M. Teshnehab, A. Khaki. Sedigh, Short term prediction of air pollution using MLP & Gamma neural networks , UKACC2004.

## ۸. شکلها و جداول

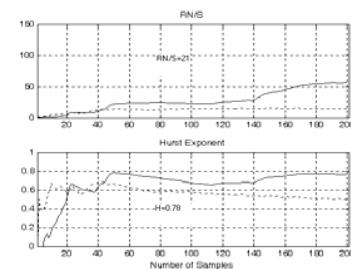


شکل ۱: نمودار تحلیل تغییر مبنای حوزه تغییرات

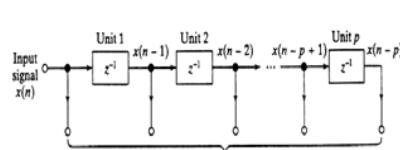
- propagation, and second order Hebbian learning, In proc. Of IEEE International Conference o n Neural Networks, Pages 593-600, 1987.
- [61] A. Chatterjee , K. Watanabe, An optimized Takagi-Sugeno type neuro-fuzzy system for modeling robot manipulators, Neural Comput & Applic , Vol. 15, No. 1, 55 61, 2006.
- [62] C. Karakuzu, Fuzzy controller training using particle swarm optimization for nonlinear system control, ISA Transactions Vol. 47, 229–239, 2008.
- [63] S. E. Fahlman, Faster-learning variations on back propagation: an empirical study, Proc. Of the 1988 Connectionist Models Summer School, Pages 38-51, Carnegie University, 1988.
- [64] R. L. Watrous, Learning algorithm for connectionist network: applied gradient methods of nonlinear optimization, In Proc. Of IEEE International Conference on Neural Networks, pages 619-627, 1991.
- [65] R. Babuška, H. Verbruggen, Neuro-fuzzy methods for nonlinear system identification, Annual Reviews in Control, Elsevier, pages: 73-85, 2003.
- [66] C. F. Juang, A TSK-type recurrent fuzzy network for dynamic systems processing by neural network and genetic algorithm, IEEE Trans. Fuzzy Systems, Vol. 10,No. 2, pp. 155-170, April, 2002.
- [67] C. Juang, Y. Liou, TSK-Type Recurrent Fuzzy Network Design by the Hybrid of Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2004.
- [68] Clerc M., Kennedy J., The Particle Swarm – Explosion, Stability, And Convergence in a Multidimensional Complex Space, IEEE Trans. on Evolutionary Computation, Vol. 6, No. 1, Feb 2002.
- [69] Kennedy, J., & Eberhart, R. C., Particle swarm optimization. In Proceedings of the IEEE international conference on neural networks, 1995.
- [70] Heppner, H., & Grenander, U., A stochastic non-linear model for coordinated bird flocks, AAAS, 1990.
- [71] Eberhart, R. C., & Kennedy, J., A new optimizer using particle swarm theory. In Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science, 1995.
- [72] Eberhart, R. C., Simpson, P. K., & Dobbins, R. W., Computational intelligence PC tools. Boston: Academic Press, 1996.
- [73] M. Aliyari. Sh, M. Teshnehab, A. K. Sedigh, A Novel Training Algorithm in ANFIS Structure, American Control Conf., 2006.
- [74] M. Aliyari. Sh, M. Teshnehab, A. K. Sedigh, A Novel Hybrid Learning Algorithm for Tuning ANFIS Parameters using Adaptive Weighted PSO, IEEE Int. Fuzzy Sys. Conf., 2007.
- [75] M. Aliyari. Sh, M. Teshnehab, A. K. Sedigh, Identification using ANFIS with intelligent hybrid stable learning algorithm approaches, Neural Comput. & Applic, 2008.
- [76] Fujita, S.; Tamura, H., Development of a Short-term Prediction Model for Predicting Photochemical Oxidants in a Local Area, SICE-ICASE, 2006.
- [77] Castro, J.R.; Castillo, O.; Melin, P.; Rodriguez-Diaz, A., A hybrid learning algorithm for Interval Type-2 Fuzzy Neural



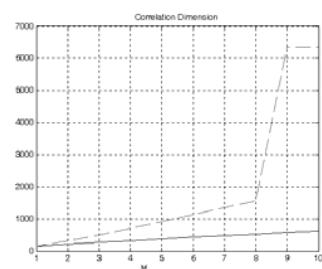
شکل ۶: نمودار نمای لیپانوف ۱۰



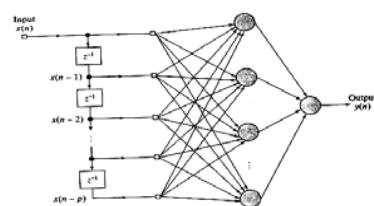
شکل ۲: نمودار تحلیل تغیر مبانی حوزه تغیرات ۱۰



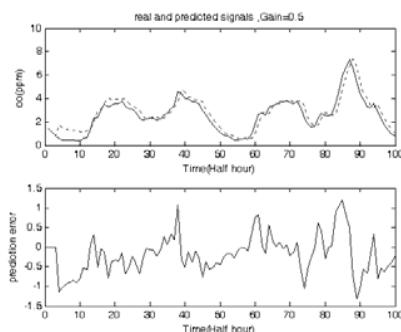
شکل ۷: یک خط تا خیر ساده



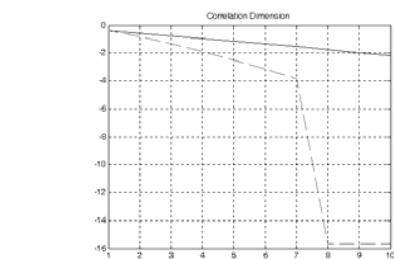
شکل ۳: نمودار بعد همبستگی



شکل ۸: ترکیب خط تا خیر و MLP

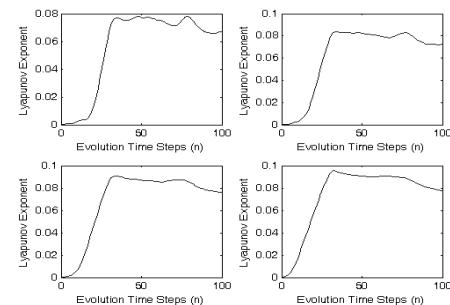


شکل ۴: پیش‌بینی  $MLP_1$  با  $Co$



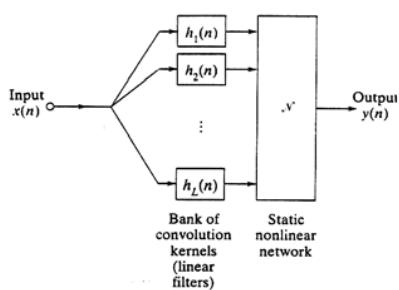
شکل ۵: نمودار بعد همبستگی ۱۰

(باید نسبت به محور قرینه سازی صورت پذیرد)

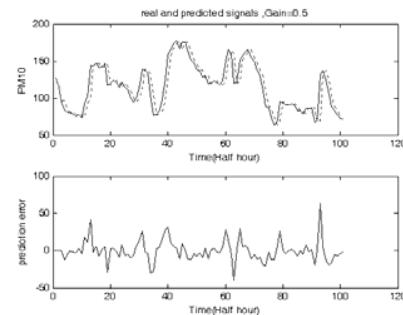


شکل ۶: نمودار نمای لیپانوف  $Co$

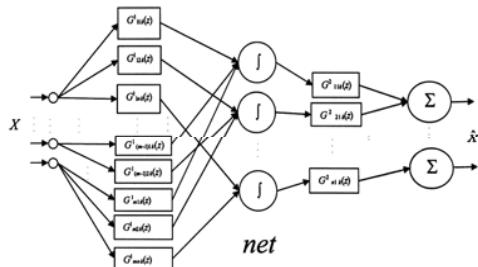
پیش‌بینی کوتاه مدت آلدگی هوا با کمک شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه، خط حافظه دار تا خیر، ...



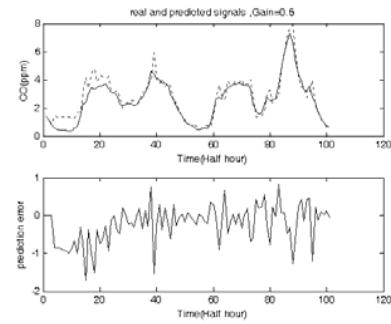
شکل ۱۳: ساختار کلی برای تئوری ستد برگز



شکل ۱۰: پیش‌بینی PM-10 با MLP-10

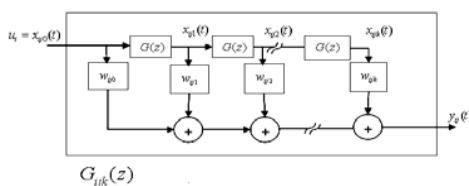


شکل ۱۴: ساختار کلی شبکه حافظه دار

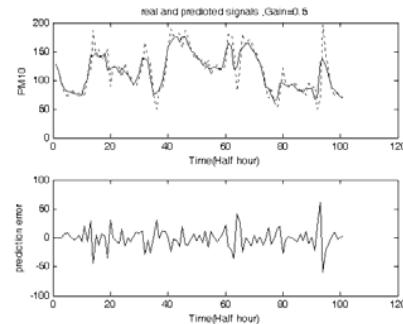


شکل ۱۱: پیش‌بینی CO با MLP-2

(نمونه برداری نیم ساعت و واحد نمونه برداری  $\frac{\mu g}{m^3}$  و ppm)

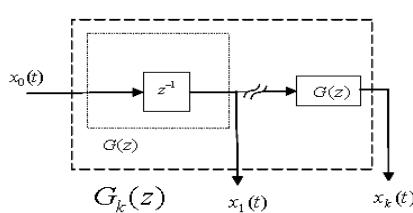


شکل ۱۵: یک سیناپس حافظه دار

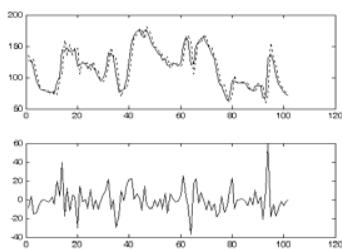


شکل ۱۲: پیش‌بینی PM-10 با MLP-10

(نمونه برداری نیم ساعت و واحد نمونه برداری  $\frac{\mu g}{m^3}$  و ppm)

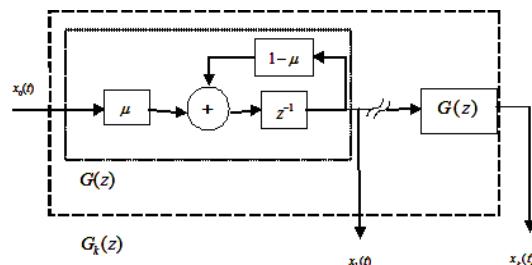


شکل ۱۶: یک فیلتر FIR ساده

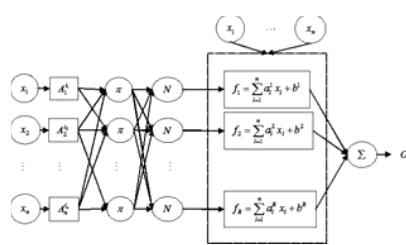


شکل ۲۱: بیشینی PM-10 با گاما

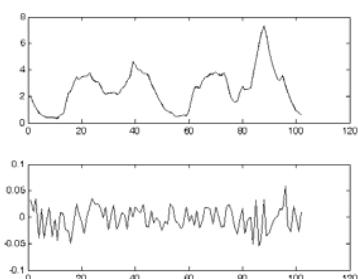
(نمونه برداری نیم ساعت و واحد نمونه برداری  $\frac{\mu\text{G}}{\text{m}^3}$  و ppm)



شکل ۲۷: حافظه گاما

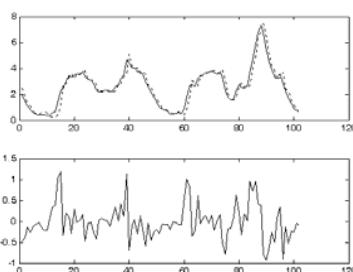


شکل ۲۲: نمای یک شبکه ANFIS



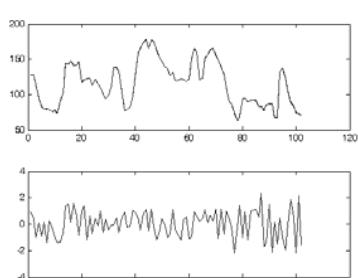
شکل ۲۳: بیشینی Co با TDL

(نمونه برداری نیم ساعت و واحد نمونه برداری  $\frac{\mu\text{G}}{\text{m}^3}$  و ppm)



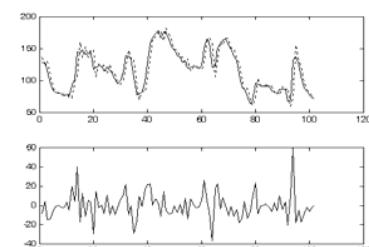
شکل ۱۸: بیشینی Co با PM-10

(نمونه برداری نیم ساعت و واحد نمونه برداری  $\frac{\mu\text{G}}{\text{m}^3}$  و ppm)



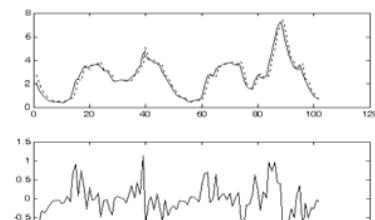
شکل ۲۴: بیشینی PM-10 با TDL

(نمونه برداری نیم ساعت و واحد نمونه برداری  $\frac{\mu\text{G}}{\text{m}^3}$  و ppm)



شکل ۱۹: بیشینی PM-10 با TDL

(نمونه برداری نیم ساعت و واحد نمونه برداری  $\frac{\mu\text{G}}{\text{m}^3}$  و ppm)



شکل ۲۰: بیشینی Co با PM-10

(نمونه برداری نیم ساعت و واحد نمونه برداری  $\frac{\mu\text{G}}{\text{m}^3}$  و ppm)

پیش‌بینی کوتاه مدت آلدگی هوا با کمک شبکه‌های عصبی پرسترون چندلایه، خط حافظه دار تا خیر، ...

جدول ۲: مقایسه کلیه روش‌های ذرات معلق

PM <sub>10</sub>	AR	MLP1	MLP2	TDL	Gamma
RMSE	۲۶/۶۲۱۱	۱۴/۵۳۸۸	۱۶/۹۱۱۲	۱۳/۵۴۸۷	۱۳/۵۴۷۲
NMSE	۰/۵۷۶۴	۰/۲۱۲۸	۰/۲۸۸۰	۰/۱۹۱۵	۰/۱۹۱۵
MA	۲۰/۳۶۴۳	۱۰/۰۰۲۹	۱۲/۰۴۷۲	۹/۵۹۲۵	۹/۵۹۲۰

جدول ۱: مقایسه کلیه روش‌ها برای متونکسید کردن

Co	AR	MLP1	MLP2	TDL	Gamma
RMSE	۲/۳۲۸۷	۰/۴۹۶۰	۰/۴۴۴۶	۰/۴۱۵۹	۰/۴۰۰۳
NMSE	۰/۸۱۶۸	۰/۱۱۹۴	۰/۰۹۵۹	۰/۰۷۸۶	۰/۰۷۲۹
MA	۱/۰۴۵۴	۰/۳۸۶۰	۰/۳۲۷۸	۰/۳۰۰۶	۰/۲۸۹۸

جدول ۲ (دامنه): مقایسه کلیه روش‌های ذرات معلق

PM <sub>10</sub>	ANFIS (GD+RLS)	ANFIS (PSO+GD)	ANFIS (PSO+RLS)	ANFIS (PSO+EKF)
RMSE	۱۲/۹۷۷۸	۱۴/۵۸۷۹	۴/۹۳۶۵	۳/۸۸۳۱
NMSE	۰/۱۲۱۵	۰/۲۶۴۳	۰/۰۵۳۷	۰/۰۲۷۳
MA	۸/۷۶۳۱	۱۱/۶۸۷۵	۵/۵۶۷۳	۴/۴۳۶۵

جدول ۱ (دامنه): مقایسه کلیه روش‌ها برای متونکسید کردن

Co	ANFIS (GD+RLS)	ANFIS (PSO+GD)	ANFIS (PSO+RLS)	ANFIS (PSO+EKF)
RMSE	۰/۴۰۴۸	۰/۴۲۳۶	۰/۰۸۱۵۹	۰/۰۷۳۴
NMSE	۰/۰۷۴۳	۰/۰۸۲۵	۰/۰۰۵۱	۰/۰۰۳۴
MA	۰/۲۹۶۱	۰/۳۱۴۳	۰/۰۹۸۳	۰/۰۸۸۲

## مسیریابی تطبیقی در شبکه‌های کامپیوتروی بر اساس سیستم فازی

سارا خدایاری فرد، کارولوکس

دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تهران

s.khodayari@gmail.com, Lucas@ipm.ir

**چکیده:** در این مقاله به کمک یک سیستم فازی عمل مسیریابی در شبکه صورت می‌گیرد. ترافیک موجود در شبکه به هنگام مسیریابی، بر روی نودهای شبکه به طور متوازن توزیع می‌شود. سیستم فازی مورد نظر به طور تناوبی اطلاعاتی را از شبکه دریافت داشته و بر اساس آن در مورد وضعیت ترافیکی شبکه تصمیم گرفته و بار را به جاهای کم ترافیک‌تر می‌فرستد. در پایان، نتایج شبیه‌سازیها مورد تحلیل و بررسی قرار گرفته و کارکرد سیستم فازی مورد نظر با چند روش دیگر مقایسه شده است. دیده می‌شود که این سیستم از کارآبی و توان عملیاتی بالایی برخوردار است.

**واژه‌های کلیدی:** سیستم فازی، مسیریابی، مسیریابی تطبیقی، شبکه‌های کامپیوتروی

**Abstract:** In this paper, routing in computer networks is performed using a fuzzy logic strategy. The present network traffic is evenly distributed during the routing. The fuzzy based system will periodically receive the information from the network and based on this information will divert the load to other parts of the network. Simulation results are used to show the performance of the proposed method and comparison results are also provided.

**Keywords:** Fuzzy system, Routing, Adaptive Routing, Computer Networks.

### ۱. مقدمه

با توجه به پیشرفت و گسترش روزبروز شبکه‌های کامپیوتروی و افزایش نیاز به آنها در سراسر زمینه‌ها، بحث مسیریابی<sup>۱</sup> حائز اهمیت است. از این رو تکنیک‌های مربوط به کنترل شبکه نقش اساسی در این زمینه ایفا می‌کنند. مسیریابی بسته‌های داده<sup>۲</sup> یکی از مسایل مهم و اساسی تکنیک‌های کنترل شبکه است که بر روی کارآبی شبکه تأثیر فراوان دارد. مساله انتقال بسته‌های داده در شبکه‌های کامپیوتروی و همچنین کنترل ترافیک بسته‌ها، یکی از مسایل مهم و مورد توجه محققین علم شبکه است و از جمله مسایلی است که با وجود تحقیقات فراوانی که انجام شده، همچنان زمینه تحقیک و بررسیهای گسترده زیادی در آن وجود دارد.

یک الگوریتم خوب مسیریابی باید بدون اطلاع از توبولوژی کل شبکه، بهترین و کارترین مسیر را پیدا کند. این بهترین مسیر بر اساس وضعیت ترافیکی شبکه و نیز خراب شدن ارتباطات<sup>۳</sup> درون شبکه که منجر به تغییرات توبولوژیکی درون شبکه می‌شود، تعییر می‌کند.

### ۲. معرفی بر مسائله مسیریابی

#### ۲.۱. الگوریتمهای مسیریابی

امروزه یکی از الگوریتم‌های خوب و مرسوم مسیریابی در شبکه‌های ارتباطی، پیدا کردن کوتاهترین مسیر است. در این الگوریتم‌ها، کوتاهترین مسیر براساس هزینه لینک<sup>۴</sup> محاسبه می‌شود<sup>[۵]</sup>. الگوریتم‌های کوتاهترین مسیر، استاتیک هستند؛ به این شکل که هزینه لینک ثابت در نظر گرفته می‌شود که البته با واقعیت تناسی ندارد. راه دیگر آن است که الگوریتم را نیمه استاتیک در نظر گرفت. به این شکل که هزینه لینکها را در یک مدتی محاسبه نموده و در یک فاصله کوتاه زمانی آن را ثابت فرض کرد و پس از گذشت فاصله زمانی مشخص، مجدد هزینه‌ها را بهروز کرد تا تغییرات احتمالی توبولوژیکی یا خرایهای شبکه و همچنین ترافیک شبکه لحظه شود. الگوریتم‌های کوتاهترین مسیر به طور عمده در دو دسته تقسیم شدند می‌شوند: بردار فاصله<sup>۵</sup> (که همان الگوریتم Bellman-Ford است) و حالت لینک<sup>[۵]</sup>. در این پژوهه از الگوریتم بردار فاصله استفاده شده است.

<sup>1</sup> Routing

<sup>2</sup> Packet

<sup>3</sup> Link

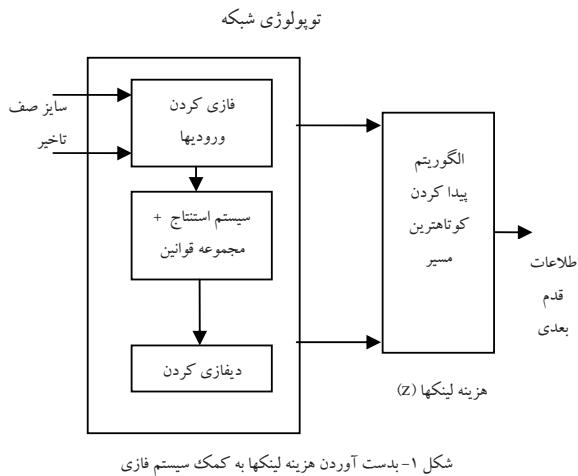
<sup>4</sup> Link Cost

<sup>5</sup> Distance-Vector

<sup>6</sup> Link-State

مورد کار کرد را از فرد خبره استخراج نمود، چنین سیستم‌های قابلت خوبی از خود نشان می‌دهند<sup>[۲]</sup>. در منطق فازی از محدوده‌های صلب و مشخص اجتناب شده و نگاهی که بر روی داده‌ها وجود دارد، نگاهی پیوسته است. یک سیستم فازی با سیستم استنتاج آن، که حاوی قاعده‌های استنتاج، توابع عضویت و رودیهای فازی شده و خروجیهای دیفازی شده، شناخته می‌شود.

در مسئله مورد بررسی، سیستم فازی ترسیم شده در شکل (۱) جهت کنترل ترافیک در نظر گرفته شده است که مشخصات آن به تفصیل مورد بحث قرار می‌گیرد.



در اینجا خود عمل مسیریابی از روش متدالوی پیدا کردن کوتاهترین مسیر و بوسیله جدول مسیریابی<sup>۴</sup> صورت می‌گیرد. با این تفاوت که این جداول هر یک ثانیه یک بار، بوسیله اطلاعات جدید بدست آمده از شبکه به روز می‌شوند و بر اساس این اطلاعات ترافیکی تصمیم گیری جهت برداشتن قدم بعدی برای هر بسته داده، صورت می‌گیرد. این تصمیم گیری به این صورت است که در هر مرحله، تأخیر سایز صفحه هر لینک، به عنوان ورودی سیستم فازی، داده می‌شوند. همانطور که در شکل پیدا است، فازی شده این ورودیها در سیستم استنتاج مورد تحلیل قرار گرفته و بر اساس قواعد استنتاج طراحی شده، هزینه لینکها به عنوان خروجی سیستم فازی تولید می‌شوند. هزینه محاسبه شده جدید، دیفازی شده و عنوان ورودی الگوریتم پیدا کردن کوتاهترین مسیر داده می‌شود. الگوریتم کوتاهترین مسیر با دریافت این اطلاعات ترافیکی جدید و داشتن توپولوژی شبکه، بهترین قدم بعدی که کمترین هزینه و زمان را در بر دارد، انتخاب می‌کند.

الگوریتم بردار فاصله در مقایسه با الگوریتم حالت لینک، اطلاعات بسیار کمتری را در خود ذخیره می‌کند. در الگوریتم بردار فاصله، هر جدول مسیریابی در هر نod شبکه دارای اطلاعات نod مقصود، فاصله تخمینی تا آن نod که همان هزینه رسیدن به آن نod است و همچنین نودی که در گام بعدی باید به آن برود، ذخیره شده است<sup>[۵]</sup>. محاسبه کوتاهترین فاصله بر اساس پیدا کردن مینیمم هزینه لینک‌ها تا مقصود است. جزئیات بیشتر در زمینه الگوریتم کوتاهترین مسیر را می‌توان در [۲ و ۵] ملاحظه نمود. در پیاده سازی انجام شده در این مقاله، هزینه لینک‌ها هر ۱ ثانیه یک بار، به روز می‌شوند.

## ۲.۲ پارامترهای مسیریابی

ساده ترین پارامتری که می‌توان برای ارزیابی کیفیت مسیریابی درنظر گرفت و همچنین تصمیمهای مهم برای چگونگی مسیریابی را بر اساس آن انجام داد، تعداد قدمهایی است که هر بسته داده برمی‌دارد. پارامترهای دیگری از قبیل تأخیر لینک‌ها، عرض باند لینک‌ها، سایز صفحه<sup>۱</sup> هر لینک و یا تأخیر توزیع بسته‌ها، وجود دارد که می‌تواند در کارآیی نحوه مسیریابی تاثیر بسزایی گذارد. با قرار دادن یک سری برچسب‌های زمانی بر روی بسته‌ها و زمانی که برای رسیدن به مقصود سپری می‌کنند، می‌توان تقریب خوبی از تأخیری که در ارتباطات شبکه موجود است، بدست آورد. در شبیه‌سازیهای انجام شده، برای هر لینک یک صفحه در نظر گرفته شده است. هنگامی که نودی، یک لینک را برای فرستادن بسته داده انتخاب کند، بسته وارد صفحه مربوط به آن لینک می‌شود و برای انتقال، منتظر می‌شود تا نوبت به او برسد. ظرفیت لینک‌ها نیز یک مسئله مهم و مورد توجه است.

معمولًا در الگوریتم‌های مسیریابی هدف علاوه بر فرستادن بسته از یک راه کوتاه، تنظیم حجم بار بر روی لینک‌ها نیز می‌باشد که این مسئلتزم داشتن مکانیزم کنترل ترافیک شبکه است. از آنجایی که بار موجود در شبکه کاملاً متغیر است و مبدأها و مقصددها نیز متفاوت می‌باشند، مکانیزم کنترل ترافیک باید کاملاً دینامیک باشد تا کارآیی مسیریابی بهینه شود. در اینجا کنترل ترافیک، به کمک یک سیستم فازی انجام می‌شود که در شرایط مختلف بار در شبکه، به خوبی کار می‌کند. توسط این روش، توان عملیاتی<sup>۲</sup> و کارآیی شبکه نیز به علت بهره‌دهی مناسب منابع، افزایش می‌باید.

## ۳. سیستم فازی جهت کنترل ترافیک

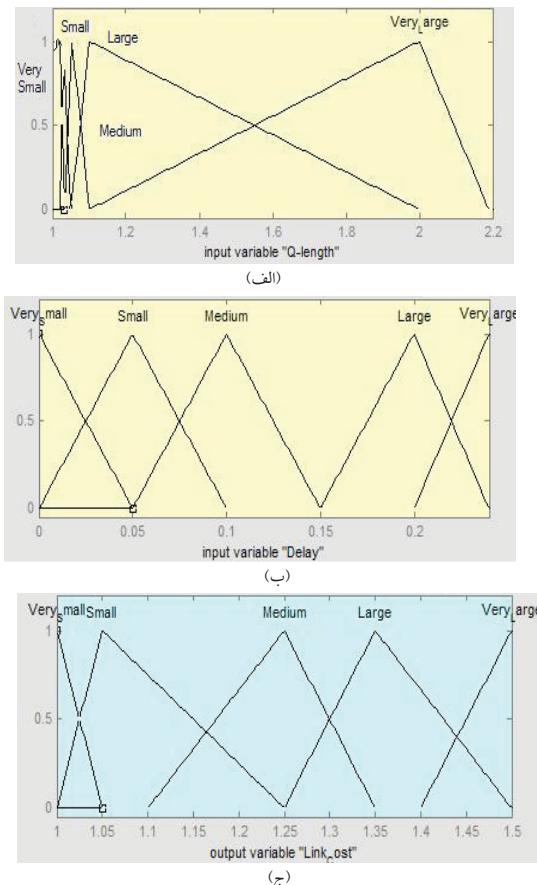
سیستم‌هایی از قبیل فازی که بر اساس دانش و تجربه انسانی عمل می‌کنند، در بسیاری از کاربردها، عملکرد قابل توجه و مناسبی داشته‌اند. در جایی که عدم قطعیت وجود دارد و نیز می‌توان یک سری اطلاعات در

<sup>3</sup> Inference System

<sup>4</sup> Routing Table

<sup>1</sup> Queue Size

<sup>2</sup> Throughput



شکل-۳ (الف) تابع عضویت سایز صفت (ب) تابع عضویت تأخیر (ج) تابع عضویت هزینه لینک

**۳.۲. مجموعه قواعد فازی<sup>۱</sup>**  
قواعد مورد استفاده در سیستم فازی، به کمک فرد خبره استخراج شده است [۲]. این قواعد در جدول (۱) آورده شده‌اند. در این جدول، ردیفها سایز صفت و ستونها میزان تأخیر لینک را نمایش می‌دهند. خروجی سیستم فازی که هزینه لینک‌هاست داخل جدول را پر کرده‌اند.

#### ۴. جزئیات الگوریتم ۴.۱. توصیف کارکرد

در شیوه سازیها دو شبکه به عنوان شبکه‌های نمونه که در [۲] و [۶] استفاده شده بودند، مورد آزمایش قرار گرفتند که در شکل (۴) و (۵) ترسیم شده‌اند.

جدول ۱- قواعد فازی برای کنترل ترافیک شبکه

تأخیر صفت سایز صفت	خیلی کوچک	بزرگ	متوسط	کوچک	خیلی کوچک	بزرگ
خیلی کوچک	خیلی کم	کم	کم	خیلی کم	خیلی کم	کم
کوچک	خیلی کم	متوسط	کم	کم	خیلی کم	متوسط
متوسط	خیلی کم	متوسط	متوسط	کم	خیلی کم	زیاد
زیاد	خیلی کم	زیاد	متوسط	متوسط	کم	زیاد
بزرگ	خیلی کم	بزرگ	متوسط	کم	خیلی زیاد	زیاد
خیلی	خیلی زیاد	زیاد	زیاد	خیلی زیاد	خیلی زیاد	بزرگ
زیاد	خیلی زیاد	بزرگ	بزرگ	خیلی زیاد	خیلی زیاد	بزرگ

#### ۳.۱. سیستم فازی

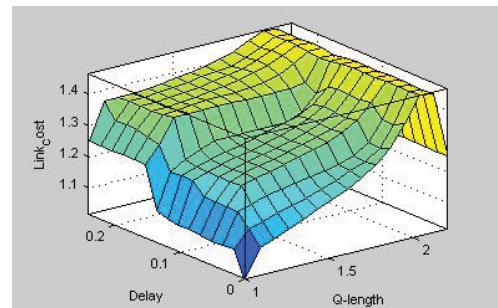
در سیستم فازی مطرح شده از روش استنتاج مدانی<sup>۲</sup> بهره گرفته شده است. در روش استنتاج مدانی، عملیات and بر اساس مینمم گیری و عمل دیفازی کردن بوسیله روش مرکز نقل<sup>۳</sup> صورت می‌پذیرد. سیستم استنتاج مدانی به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\max(\min(\mu, \mu_w^-(Z))) \quad \text{for all } z$$

در این ترکیب،  $\mu$  مجموعه توابع عضویت ورودی و  $\mu_w^-(Z)$  تابع عضویت خروجی است. سیستم فازی مورد نظر به کمک نرم افزار MATLAB طراحی و پیاده سازی شد.

#### ۳.۲. توابع عضویت

توابع عضویت مربوط به ورودیهای سایز صفت و تأخیر لینک و خروجی هزینه لینک، همگی تابع عضویت مثلثی انتخاب شدند. رابطه بین تابع عضویت ورودیها و خروجی، در شکل (۲) آورده شده است.



شکل-۲- رابطه بین تابع عضویت ورودیها و خروجی

در شکل (۳) تمامی توابع عضویت ورودیها و خروجی به کار رفته نمایش داده شده‌اند.

<sup>1</sup> Mamdani Inference Method

<sup>2</sup> Centroid Defuzzifier

<sup>3</sup> Rule Base

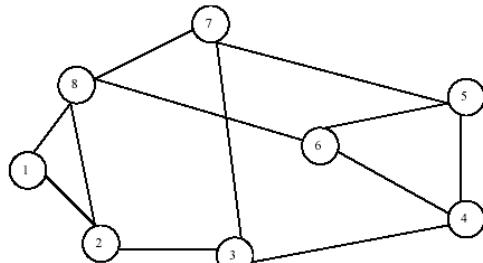
تاخیر هر لینک قرار می‌دهد. به این شکل تأخیر هر لینک، محاسبه شده و بعنوان ورودی سیستم فازی داده می‌شود. سایز صفحه لینک هم با ورود و خروج بسته‌ها به روز می‌شود و به هنگام به روز شدن جدول مسیر یابی در هر ثانیه یک بار به سیستم فازی داده می‌شود. سیستم فازی بر اساس این اطلاعات، وضعیت ترافیکی شبکه را به دست آورده و با اعمال آن بر روی شبکه از طریق هزینه لینکها، در نوع توزیع بار بر روی نودها تأثیر می‌گذارد.

#### ۴.۲. ملاک‌های ارزیابی

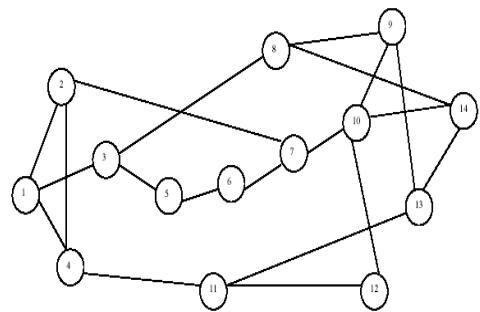
ملالک‌های ارزیابی گوناگونی می‌تواند جهت ارزش‌گذاری بر روشهای مختلف مسیر یابی به کار رود. هر کدام از این ملاک‌ها بسته به نوع کاربردی که شبکه دارد و اهمیت اصلی آن، ویژگی‌های مختلف شبکه را توصیف می‌کند. به عنوان مثال در برخی کاربردهای امنیتی یا نظامی مسئله تضمین رسیدن بسته‌ها به مقصد، از هر امر دیگری مهم تر است. بنابراین در چنین کاربردی تمرکز اصلی در رساندن بسته‌هاست؛ ولی اینکه این کار با هزینه بالا و زمان طولانی صورت پذیرد. در کاربردهای دیگری ممکن است سرعت رسیدن داده‌ها در درجه اول اهمیت باشد. بنابراین حتی اگر لازم باشد مقداری داده از دست برود، باید سرعت انتقال اطلاعات پایین نیاید. در کل ملاک‌های مانند سایز صفحه، توان عملیاتی، متوسط زمان رسیدن بسته‌ها، تعداد قدم‌های برداشته شده تا مقصد و تأخیر می‌توانند ملاک‌هایی برای ارزیابی عملکرد شبکه باشند. در اینجا ارزیابی بر اساس متوسط زمان رسیدن بسته‌ها به مقصد و نیز توان عملیاتی شبکه بررسی شد.

#### ۴.۳. نتایج آزمایشها و تحلیل

در آزمایش‌های صورت گرفته، روشهای مختلف برآورد هزینه لینک‌های شبکه و کنترل ترافیک مورد آزمایش قرار گرفت. طبق آنچه در [۲] صورت گرفته بود، محاسبه هزینه لینکها بر اساس ترکیبی از طول صفحه و تأخیر لینکها انجام شد. از بین تمامی ترکیبها سه نوع آن برای مقایسه با سیستم فازی مورد نظر برای کنترل ترافیک، انتخاب شده است. بسته‌های داده به طور تصادفی از بین چند مبدأ به مقاصدی انتخاب شده‌اند که موجب افزایش ترافیک در مسیرهای خاصی بشوند. با بررسی این حالات خاص، می‌توان راه حل را برای شرایط بدتر نیز تعیین داد. در آزمایش‌های مختلف بر روی دو شبکه مطرح شده، اندازه بسته‌های اطلاعاتی از کم به زیاد مورد تست قرار گرفتند. اندازه بسته‌ها در هر سری شبیه سازی ثابت در نظر گرفته شد. نتایج این آزمایشها به تفکیک شبکه ۱ که در شکل (۴) و شبکه ۲ که در شکل (۵) ترسیم شده در جداول (۲)، (۳)، (۴) و (۵) آورده شده است. دیده می‌شود که توان عملیاتی شبکه‌هایی که از سیستم فازی طرح شده استفاده کرده‌اند، تقریباً در تمامی موارد در هر دو شبکه، از سایر روشهای برتری جسته است. همچنین با مقایسه متوسط زمان رسیدن بسته‌ها، می‌بینیم که در مواردی که از سیستم فازی استفاده شده، بسته‌ها سریع‌تر منتقل



شکل ۴- شبکه مورد آزمایش با ۸ نود



شکل ۵- شبکه مورد آزمایش با ۱۴ نود

در هر دو مورد عرض باند لینک‌های شبکه ۱.۵MBPS و تأخیر توزیع در لینک<sup>۱</sup> ۱.۵ میلی ثانیه در نظر گرفته شده است. ماکریم سایز ممکن برای صفحه هم ۵۰ کیلویاپت محسوب شد. کل زمان شبیه سازی هم ۳۰ ثانیه می‌باشد. برای محاسبه تأخیر لینک‌ها از بسته‌های آزمایشی استفاده شد. به این شکل که هر ۰.۰۵ ثانیه یک بار همه نودها برای به دست آوردن تأخیر لینک‌های متصل به خود، بسته‌های آزمایشی که اندازه آنها ۱۰۰ کیلویاپت است به نودهای همسایه خود می‌فرستند. هر بسته آزمایشی، برچسب زمانی دارد که با گذشت زمان به آن افزوده می‌شود. میزان زمانی که این بسته در صفحه لینک منتظر بماند، نشانگر وضعیت ترافیکی شبکه است. از طرفی هر ۰.۰۵ ثانیه یک بار هم بسته‌های داده که سایز آنها بین ۸۰۰ تا ۱۰۰۰ کیلو بایت در هر شبیه سازی متغیر بود، با مبدأها و مقاصد تصادفی تولید شده وارد شبکه می‌شوند. بسته‌های داده با برداشتن قدم‌های پی در پی در هر تکرار، خود را به مقصد می‌رسانند. اگر بسته‌ای در حین عبور از لینک‌ها به ترافیک برخورد کند، زمان رسیدن آن به مقصد زیاد می‌شود و این زمان، روش متوسط زمان رسیدن به مقصد<sup>۲</sup> که یکی از پارامترهای ارزیابی است، تأثیر دارد. بسته‌های داده بر بسته‌های آزمایشی هیچ گونه حق تقدیمی ندارند و برای جای گرفتن در صفحه، از اولویت یکسانی برخوردارند. بدین شکل، بسته‌های آزمایشی به خوبی می‌توانند تخصیص مناسبی از وضعیت ترافیکی شبکه به دست آورند. هر نod در بازه زمانی یک ثانیه، بر روی زمان رسیدن بسته‌های آزمایشی متوسط گیری نموده و این متوسط زمانی را به عنوان

<sup>1</sup> Propagation Delay

<sup>2</sup> Average Delivery Time

شده‌اند و این زمان نیز، در هر دو مورد آزمایش، از بقیه روش‌ها کمتر است که این امر قابلیت سیستم فازی در توزیع بار و انتقال سریع داده را می‌رساند.

جدول ۲ - توان عملیاتی به دست آمده برای روش‌های مختلف در شبکه ۱

توان عملیاتی فازی (%)	توان عملیاتی ۵.۰ صف+۰.۵۰ تأخیر (%)	توان عملیاتی ۰.۸ صف+۰.۲۰ تأخیر (%)	توان عملیاتی صفحه به تنهایی (%)	سایز بسته‌ها (بایت)
۹۴.۲۲	۹۶.۳۴	۸۳.۹۱	۵۹.۱۶	۸۰۰
۹۰.۲۱	۸۲.۶۴	۷۶.۹۳	۵۱.۷۸	۹۰۰
۸۲.۲۱	۷۶.۵۴	۷۱.۶۶	۴۷.۹۱	۱۰۰۰

جدول ۳ - توان عملیاتی به دست آمده برای روش‌های مختلف در شبکه ۲

توان عملیاتی فازی (%)	توان عملیاتی ۵.۰ صف+۰.۵۰ تأخیر (%)	توان عملیاتی ۰.۸ صف+۰.۲۰ تأخیر (%)	توان عملیاتی صفحه به تنهایی (%)	سایز بسته‌ها (بایت)
۹۵.۱۶	۹۵.۵۵	۸۱.۸۲	۵۵.۵۶	۹۰۰
۹۱.۷۹	۸۲.۹۳		۵۶.۴۶	۹۵۰
۸۸.۲۱	۸۷.۹۷	۷۷.۶۸	۵۳.۳۳	۱۰۰۰

جدول ۴ - متوسط زمان رسیدن به مقصد برای روش‌های مختلف در شبکه ۱

متوسط زمان رسیدن فازی (ثانیه)	متوسط زمان رسیدن ۰.۵ صف+۰.۵۰ تأخیر (ثانیه)	متوسط زمان رسیدن ۰.۸ صف+۰.۲۰ تأخیر (ثانیه)	متوسط زمان رسیدن صفحه به تنهایی (ثانیه)	سایز بسته‌ها (بایت)
۰.۷۶	۰.۹۱	۱.۳۲	۱.۶۷	۸۰۰
۰.۸۶	۱.۱۴	۱.۲۶	۱.۵۸	۹۰۰
۱.۰۳	۱.۳۳	۱.۴۷	۱.۷۵	۱۰۰۰

جدول ۵ - متوسط زمان رسیدن به مقصد برای روش‌های مختلف در شبکه ۲

متوسط زمان رسیدن فازی (ثانیه)	متوسط زمان رسیدن ۰.۵ صف+۰.۵۰ تأخیر (ثانیه)	متوسط زمان رسیدن ۰.۸ صف+۰.۲۰ تأخیر (ثانیه)	متوسط زمان رسیدن صفحه به تنهایی (ثانیه)	سایز بسته‌ها (بایت)
۰.۷۸	۰.۸۳	۱.۳۴	۲.۰۱	۹۰۰
۰.۷۹	۱.۰۲		۱.۹۲	۹۵۰
۰.۸۱	۱.۰۹	۱.۳۷	۱.۹۷	۱۰۰۰

بعدی باید بر روی سیستم فازی طرح شده تنظیماتی صورت گیرد تا منابع

بیشتری از شبکه بهینه مصرف شوند. همچنین باید بر روی سرعت همگرایی

شبیه سازی کار شود تا زمان آن کمتر شود.

## ۵. نتیجه گیری

در این مقاله مسیریابی در شبکه‌های کامپیوتری به کمک استفاده از یک سیستم فازی مورد بررسی قرار گرفت. سیستم فازی مورد نظر در شرایط مختلف شبکه‌ای و سطوح مختلف بار، در مقایسه با سایر روش‌ها، توان عملیاتی بالاتر و استفاده بهینه تری از منابع شبکه نشان داد. با تغییر سطح بار در شبکه، هزینه‌های مربوط به لینکها براساس ترافیک موجود باید تغییر کند تا بهره بالاتری در کارآبی شبکه ایجاد شود و این در سیستم فازی طرح شده، به شکلی انجام شد که در مقایسه با سایر روش‌های ترکیبی، با تغییر سطح بار و نیز توبولوژی شبکه، بهترین نتیجه حاصل شود. در کارهای

## هواجع

- [1] L. Peshkin & V. Savova, "Reinforcement Learning for Adaptive Routing", In Proc. of the International Joint Conf. on Neural Networks, IJCNN, 2002.

- [5] D. W. Glazer and C. Tropper, "A New Metric for Dynamic Routing Algorithm", IEEE Transactions on Communications, Vol. 38, No. 3, March 1990.
- [6] M. Kara, H. Karabelli & N. Duru, "Fuzzy Based Routing In Packet Switching Networks", International XII, Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks – TAINN 2003.
- [7] Chiang Kang Tan, "The Use of Fuzzy Metric in QoS Based OSPF Network", [http://www.ee.ucl.ac.uk/~lsacks/tcomsmc/projects/pastproj/ck\\_tan.pdf](http://www.ee.ucl.ac.uk/~lsacks/tcomsmc/projects/pastproj/ck_tan.pdf), 2000/2001.
- [2] A. Pasupuleti, A. V. Mathew, N. Shenoy and S. A. Dianat, "A Fuzzy System for Adaptive Network Routing", Proceedings of SPIE Vol. #4740, SPIE's 16th Annual International Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation, and Controls, Orlando, Florida USA. 1-5 April 2002
- [3] J. Boyan and M. L. Littman, "Packet Routing in Dynamically Changing Networks: A Reinforcement Approach", Advances in Neural Information Processing Systems, volume 7, pages 671-378, 1994.
- [4] Bruce S. Davie, Larry L. Peterson, "Computer Networks: A Systems Approach" Morgan Kaufmann, second edition, June 2000.

# مدلسازی غیرخطی توربین بادی دیزباد و کنترل آن بر اساس کنترلگر

## فیدبک بهینه تصادفی

حمید خالووزاده<sup>۱</sup>، مسعود اکبری ثانی<sup>۲</sup>

دانشیار گروه کنترل دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی<sup>۱</sup>، کارشناسی ارشد کنترل دانشگاه فردوسی مشهد<sup>۲</sup>

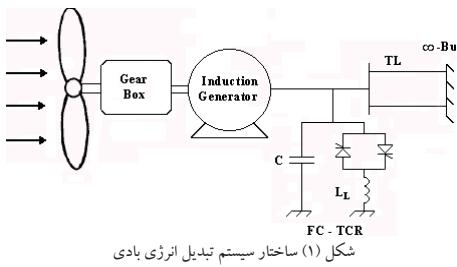
<sup>۱</sup>h\_khaloozadeh@kntu.ac.ir, <sup>۲</sup>makbarisani@yahoo.com

**چکیده:** در این مقاله ابتدا مدلسازی توربین بادی، ژنراتور القایی، شافت انتقالی، خازن استاتیکی توان راکتیو و مدلسازی خط انتقال برای کنترل خروجی ماشین بصورت غیرخطی انجام شده است که در مجموع معادلات فضای حالت غیرخطی با ۱۳ متغیر حالت را تشکیل می‌دهد. با توجه به در دسترس نبودن حالتها وجود نویز فرایند و نیز با توجه به اینکه مولد اصلی نیروگاه های بادی، عامل شبیه تصادفی باد بوده و یکی از مولفه های تشکیل دهنده باد مولفه تصادفی آن است، استفاده از تئوری کنترل تصادفی مناسب بنظر می‌رسد به همین منظور، برای کنترل خروجی ماشین، یک تخمینگر بهینه تصادفی و یک کنترلگر بهینه تصادفی با توجه بهتابع هزینه برای سیستم توربوژنراتور بادی طراحی می‌شود و عملکرد آن با کنترلگر فیدبک خروجی و نیز با کنترلگر فیدبک حالت همراه با فیلتر کالمون تعیین یافته بعنوان تخمینگر حالت، مقایسه می‌شود. پاسخ سیستم حلقه بسته با کنترل بهینه تصادفی در مقایسه با تخمینگر کالمون با جایابی قطب میرایی مطلوبی در برابر نوسانات باد دارد، که میین کارائی بالای کنترل بهینه تصادفی است.

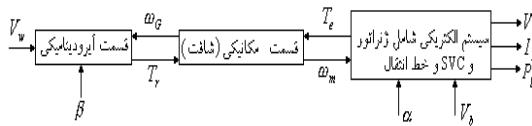
واژه های کلیدی: کنترلگر فیدبک حالت و خروجی، توربو ژنراتور بادی، جیران کننده توان راکتیو، فیلتر کالمون تعیین یافته، کنترل بهینه تصادفی

**Abstract:** This paper presents nonlinear modeling, simulation, and controller design for wind energy conversion system in Dizbad power plant. The wind power plant scheme consists of a three-phase induction generator that connected to the wind turbine via a fixed ratio gearbox. A static VAR compensator was connected at the generator terminals to regulate its voltage. The induction generator was connected to the utility through a double transmission line. The mechanical power input and terminal voltage output was controlled using blade pitch angle and firing angle of thyristor. An optimal stochastic control is designed for the system based on the optimal stochastic estimator. The performance of the proposed scheme is compared with both output feedback and state feedback controllers with extended Kalman filter. These controllers are applied to the nonlinear system and their performances are recognized under gust and different type of disturbances. The responses of the proposed optimal stochastic controller exhibited a good damping and fast recovery under these disturbances.

**Keywords:** State and Output Feedback Controllers, Wind Turbo Generator, VAR Compensator, Extended Kalman Filter, Stochastic Optimal Control.



ورودی های سیستم فوق شامل زاویه آتش تریستور SVC و زاویه انحراف پره توربین می باشد. متغیرهای قابل اندازه گیری سرعت ژنراتور  $\omega_m$  و ولتاژ و توان و جریان آن ( $P_g, V_s, I_s$ ) می باشد. ورودی اغتشاش سیستم سرعت باد  $V_w$  می باشد. همچنین ولتاژ شبکه باس  $V_b$  معلوم و ثابت فرض می شود. دیاگرام بلوکی سیستم در شکل زیر نشان داده شده است:



### ۳. مدل سازی سیستم مرکب نیروگاه بادی

#### ۱.۳ مدل توربین بادی

توربین بادی به صورت یک سیستم سه ورودی و یک خروجی مدل می شود. میزان خروجی توان تولیدی یک توربین بادی، به سرعت باد و سرعت رتور و زاویه فراز توربین بادی بستگی دارد. رابطه توان به شکل زیر می باشد.

$$P_m = A_R \cdot \frac{\rho}{2} C_p V^3 \quad (1)$$

در سیستم فوق  $P_m$  قدرت مکانیکی توربین،  $A_R$  سطح جاروب شده پره های رتور،  $\rho$  چگالی هوای،  $V$  سرعت لحظه ای ورودی باد و  $C_p$  ثابت قدرت توربین می باشد. [7]

ثابت قدرت  $C_p$  را می توان از طریق اندازه گیری مستقیم و یا از طریق محاسبات آبودینامیکی به دست آورد. ثابت قدرت تابعی از زاویه پره ها و نسبت سرعت نوک پره به سرعت باد می باشد ( $C_p(\lambda, \beta)$ ).

این ثابت قدرت به صورت زیر تعریف شده است. [1]

$$C_p(\lambda, \beta) = (0.44 - 0.0167\beta) \sin \left[ \frac{\pi(\lambda - 3)}{15 - 0.3\beta} \right] - 0.00184(\lambda - 3) \cdot \beta \quad (2)$$

که در آن  $\beta$  زاویه فراز پره ها و  $\lambda = \frac{R \cdot \omega_R}{V}$  (نسبت سرعت خطی نوک پره به سرعت باد ورودی) است و  $\omega_R$  سرعت زاویه ای چرخش پره های توربین و  $R$  شعاع رتور است. گشتاور مکانیکی توربین از رابطه زیر حاصل می شود.

#### ۱. مقدمه

به علت ماهیت تغییرپذیری سرعت باد با زمان، کنترل سیستم غیرخطی توربین بادی مسأله ای مشکل جلوه می نماید. زیرا، علاوه بر تغییرات دائم غیر یکنواخت به سیستم می شود. روش های گوناگونی برای حل این مشکل تاکنون پیشنهاد شده است. در [1] استفاده از یک سیستم دیزل در شبکه های ضعیف به عنوان جبرانگر ما به التفاوت بار پیشنهاد شده است. در [2] از یک ژنراتور سنکرون استفاده شده است و به کمک کنترل زاویه فراز پره ها، سرعت توربین در نزدیکی سرعت ثابت ژنراتور نگه داشته شده است. در [3] یک کنترلگر فازی برای کنترل ولتاژ تحریک ژنراتور سنکرون و زاویه آتش تریستور طراحی شده است. به علت قابلیت اطمینان بالاتر و هزینه کمتر، استفاده از ژنراتورهای القائی در سیستم های تبدیل انرژی بادی، در سالهای اخیر بیشتر شده است. یک مدل ریاضی برای سیستم تبدیل انرژی بادی ژنراتور القائی با باتری در [4] بیان شده است. در [5] کنترل حالت لغزشی، بر روی مبدل اعمال شده است. این کنترلگر سیستم را مجبور به دنبال نمودن و میرا نمودن نوسانات باد نموده و نوسانات گشتاور را میرا می کند. در [6] استفاده از SVC همراه با ژنراتورهای القائی به جای استفاده از ژنراتور سنکرون در سیستم تبدیل انرژی بادی، بیان شده است.

در این مقاله ابتدا مدلسازی سیستم مرکب توربین - ژنراتور یک نیروگاه بادی مشکل از توربین بادی، ژنراتور القائی، شافت انتقالی، خازن استاتیکی توان راکتیو و مدلسازی خط انتقال برای کنترل خروجی ماشین بصورت غیرخطی انجام می شود، سپس برای کنترل و ردیابی توان و ولتاژ ماشین، از یک کنترلگر فیدبک بهینه تصادفی بر پایه تخمین بهینه تصادفی استفاده می شود. این تخمین با توجه به دینامیک واقعی سیستم، نویزهای فرایند و اندازه گیری برای سیستم در نظر گرفته می شود. با توجه به اینکه سیستم تبدیل انرژی بادی یک سیستم غیرخطی است، فیلتر کالمن تعیین یافته برای این سیستم در جهت تخمین غیرخطی حالت های نویزدار طراحی شده و کنترلگر فیدبک حالت با جایابی قطب با توجه به آن طراحی می شود. پس از اعمال، پاسخ آن با کنترلگر بهینه تصادفی مقایسه می شود.

#### ۲. ساختار سیستم ژنراتور بادی

شکل (۱) ساختار سیستم تبدیل انرژی بادی را نشان می دهد. این سیستم شامل یک ژنراتور القائی است که از یک طرف به رotor توربین بادی و از طرف دیگر از طریق یک خط انتقال دو سیمه به شبکه متصل شده است. برای تنظیم ولتاژ در ترمیナル های ماشین القائی از یک جبران کننده توان راکتیو استاتیک (SVC) استفاده شده است. این جبران کننده شامل یک خازن ثابت و یک سلف متغیر است که به کمک تغییر زاویه آتش تریستور، اندوکتانس آن تغییر می کند.

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi}_{qs} \\ \dot{\phi}_{ds} \\ \dot{\phi}_{qr} \\ \dot{\phi}_{dr} \end{bmatrix} = \omega_b \begin{bmatrix} V_{qs} \\ V_{ds} \\ V_{qr} \\ V_{dr} \end{bmatrix} - \omega_b \begin{bmatrix} \frac{R_s X_{rr}}{D} & 1 & -\frac{R_s X_M}{D} & 0 \\ -1 & \frac{R_s X_{ee}}{D} & 0 & -\frac{R_s X_M}{D} \\ -\frac{R_r X_M}{D} & 0 & \frac{R_r X_{ss}}{D} & \frac{\omega - \omega_r}{D} \\ 0 & -\frac{R_r X_M}{D} & -\frac{\omega - \omega_r}{\omega_b} & \frac{R_r X_{ss}}{D} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{qs} \\ \phi_{ds} \\ \phi_{qr} \\ \phi_{dr} \end{bmatrix} \quad (12)$$

در این معادلات، تمامی متغیرهای رتور به سمت استاتور منتقل شده اند. گشتاور الکترو مغناطیسی رotor به صورت <sup>۱</sup> pu به صورت زیر نوشته می شود.

$$T_e = \phi_{dr} i_{dr} - \phi_{ds} i_{qr} \quad (13)$$

### ۳.۳. مدل شافت انتقالی

در مدل گیربکس برای ساده سازی از دینامیک قسمتهای بزرگ مکانیکی که به طور قابل ملاحظه ای در مقایسه با قسمت های مکانیکی آهسته هستند، صرفنظر می شود. این امر خصوصاً در ماشینهای با اینرسی بالا و در زمانهایی که پارامترهای لازم موجود نیست، صادق می باشد. پس در این حالت با صرفنظر کردن از دینامیک دماغه و در نظر گرفتن عدم انعطاف در شافت، سرعت زاویه ای پرمه  $\omega_m$  و سرعت زاویه ای دماغه رotor  $\omega_H$  و سرعت زاویه ای طرف کم سرعت گیربکس  $\omega_G$ ، به طور برابر در نظر گرفته می شود. در این سیستم سرعت مکانیکی رotor ژنراتور  $\omega_m$  به صورت زیر تعریف می شود که در آن  $R_G$  ضریب گیربکس است.

$$\omega_m = R_G \omega_G \quad (14)$$

با در نظر گرفتن رابطه بین سرعت زاویه الکتریکی و مکانیکی به صورت

$$\omega_r = \frac{p}{2} \omega_m \quad \text{معادله دینامیک حرکت به صورت زیر خواهد شد:}$$

$$\dot{\omega}_m = \frac{\omega_b}{2H_A} (T_m - T_e) \quad (15)$$

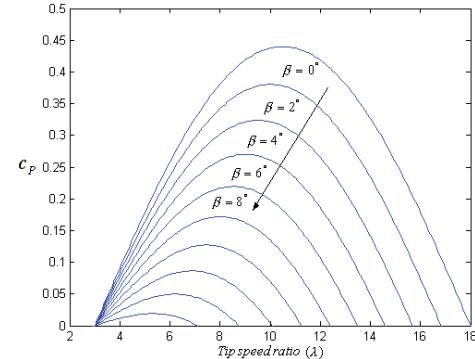
که در آن  $H_A$  ثابت زمانی مجموع اینرسی توربین بادی و ژنراتور القایی است.

### ۳.۴. مدل خازن استاتیکی توان راکتیو

در این مقاله از یک خازن ثابت جریان کننده توان راکتیو کنترل شده توسط تریستور برای ثابت نگه داشتن ولتاژ در پایانه های ژنراتور استفاده می شود. این امر با کمک تنظیم پیوسته توان راکتیو با کمک تغییر زاویه آتش تریستور حاصل می شود. برای خازن ثابت، رابطه بین ولتاژ و جریان به صورت معادلات فضایی حالت در راستای محورهای  $d, q$  به شکل زیر است:

$$T_m = \frac{P_m}{\omega_R} = \frac{1}{2} \rho A R C_p V^2 / \lambda \quad (3)$$

دیده می شود قدرت مکانیکی توربین بادی به سه عامل سرعت باد، زاویه پره ها و سرعت زاویه ای رotor ارتباط دارد. شکل زیر تغییرات ضریب توان رانشان داده است.



شکل (۳) تغییرات ضریب توان نسبت به  $(\lambda)$  برای زوایای فراز مختلف

### ۲.۳. مدل ژنراتور القایی

مدل ژنراتور القایی در دستگاه مرجع سنکرون در راستای محورهای  $d, q$  وقتی که شارهای ثابتی به عنوان متغیر مستقل در نظر گرفته شوند، به صورت زیر است [۸]. باستی یادآور شد که این شکل نمایش برای اجراء شبیه سازی نسبت به حالاتی که جریان ها را به عنوان متغیر حالت در نظر بگیریم، مناسب تر است.

$$\dot{\phi}_{ds} = \omega_b (V_{ds} - R_s i_{ds} + \phi_{qs}) \quad (4)$$

$$\dot{\phi}_{qs} = \omega_b (V_{qs} - R_s i_{qs} - \phi_{ds}) \quad (5)$$

$$\dot{\phi}_{dr} = \omega_b (V_{dr} - R_r i_{dr}) + (\omega_b - \omega_m) \phi_{qr} \quad (6)$$

$$\dot{\phi}_{qr} = \omega_b (V_{qr} - R_r i_{qr}) - (\omega_b - \omega_m) \phi_{dr} \quad (7)$$

در این معادلات رابطه جریان ها با شارها به صورت زیر است.

$$\phi_{qs} = X_{ss} i_{qs} + X_M i_{qr} \quad (8)$$

$$\phi_{ds} = X_{ss} i_{ds} + X_M i_{dr} \quad (9)$$

$$\phi_{qr} = X_M i_{qs} + X_{rr} i_{qr} \quad (10)$$

$$\phi_{dr} = X_M i_{ds} + X_{rr} i_{dr} \quad (11)$$

با قرار دادن مقادیر معادل جریان ها به جای شارها سیستم فضایی حالت زیر تولید می شود.

<sup>۱</sup> Per unit

(15),(16),(18),(19) در حول نقطه کار خطی شده است. مدل خطی به شکل زیر است:

$$\dot{X} = AX + Bu + \delta d \quad (20)$$

که در آن  $X, u, d$  به شرح زیر است.

$$X = [\Delta\varphi_{ds}, \Delta\varphi_{qs}, \Delta\varphi_{dr}, \Delta\varphi_{qr}, \Delta\omega_r, \Delta V_{ds}, \Delta V_{qs}, \Delta i_{dl}, \Delta i_{ql}, \Delta i_{dTL}, \Delta i_{qTL}]^T$$

$$u = [\Delta\beta, \Delta\alpha]^T$$

$$d = \Delta V_w$$

لازم به ذکر است که در روند خطی سازی، نقاط کار متغیرهای حالت، ورودی و باد بایستی معین شوند. پس از چند بار اجرای برنامه بردار نقطه کار پابدار  $X_{014 \times 1}$  شامل ۱۱ متغیر حالت و دو ورودی و یک اختشاش به صورت زیر در نظر گرفته شده است.

$$X_0 = [\varphi_{ds0}, \varphi_{qs0}, \varphi_{dr0}, \varphi_{qr0}, \omega_{0r}, V_{ds0}, V_{qs0}, i_{dl0}, i_{ql0},$$

$$i_{dTL0}, i_{qTL0}, \beta_0, \alpha_0, V_{w0}]^T$$

بردار عددی  $X_0$  به صورت زیر است.

$$X_0 = [0.80, 0.10, 0.74, 0.233, 323.58, -0.09, 0.80, 0.17, 0.02, -0.35, 0.61, 6.1, 66, 12.5]^T$$

## ۵. طراحی کنترلگر فیدبک حالت

خروجی توربین بادی عمدتاً شامل ولتاژ پایانه و توان ماشین می باشد. دو راه برای کنترل توربین بادی وجود دارد. اولین راه، کنترل توان راکتیو برای تنظیم ولتاژ در پایانه های ماشین القابی است. ابزار کنترل در این روش زاویه آتش تریستور سلف SVC است. دومین راه، کنترل گشتاور ورودی به ژنراتور بادی است. ابزار کنترل در این روش تعییر زاویه فراز پره های توربین بادی است. برای کاهش فشارهای مکانیکی بر روی سیستم پیچش توربین بادی، یک حد محدود  $\pm 10\text{deg/s}$  برای عملگر تعییر دهنده زاویه توربین در نظر می گیریم. تنظیمات توان الکتریکی و تنظیمات ولتاژ از طریق کنترلگر I حاصل می شود. طراحی این کنترلگرها بر پایه مدل خطی است. دو انگرال گیر بر روی سیگنال های خطی

$$(V_{ref} - V_s) \quad (P_{ref} - P_g)$$

و اعمال می شود. این دو سیگنال با مدل خطی شده فضای حالت قبلی ترکیب می شوند، تا مدل افزوده زیر حاصل شود.

$$\dot{z} = \Phi z + \Gamma u + Ed \quad (21)$$

که در آن پارامترها به صورت زیر تعریف می شود.

$$\begin{bmatrix} \dot{V}_{qs} \\ \dot{V}_{ds} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_b \\ \omega_b & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{qs} \\ V_{ds} \end{bmatrix} + \omega_b X_c \begin{bmatrix} i_{qc} \\ i_{dc} \end{bmatrix} \quad (16)$$

برای تریستور، هدایت کامل در زاویه  $90^\circ$  درجه رخ می دهد. افزایش زاویه آتش باعث کاهش توان راکتیو و جریان راکتیو می شود. با استفاده از تحلیل فوریه عناصر جریان القایی به صورت زیر محاسبه می شود.

$$i_L = \frac{2(\pi - \alpha) - \sin[2(\pi - \alpha)]}{\pi X_L} V_s = \frac{V_s}{X_{eq}} \quad (17)$$

که در آن  $X_{eq}$  راکتاس معادل تریستور و  $\alpha$  زاویه آتش است. معادلات دیفرانسیل در راستای محورهای  $d, q$  به شکل فضای حالت برای  $i_L$  در دستگاه مرجع سنکرون به صورت زیر نوشته می شود:

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_{qL} \\ \dot{i}_{dL} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_b \\ \omega_b & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{qL} \\ i_{dL} \end{bmatrix} + \frac{\omega_b}{X_{Leq}} \begin{bmatrix} V_{qs} \\ V_{ds} \end{bmatrix} \quad (18)$$

## ۵.۳. مدل خط انتقال

معادلات خط انتقال در راستای محورهای  $d, q$  در دستگاه مرجع سنکرون به شکل فضای حالت، به صورت زیر نوشته می شود:

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_{qTL} \\ \dot{i}_{dTL} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{\omega_b R_{TL}}{X_{TL}} & -\omega_b \\ \omega_b & -\frac{\omega_b R_{TL}}{X_{TL}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{qTL} \\ i_{dTL} \end{bmatrix} + \frac{\omega_b}{X_{TL}} \begin{bmatrix} V_{qs} \\ V_{ds} \end{bmatrix} - \frac{\omega_b}{X_{TL}} \begin{bmatrix} V_{qb} \\ V_{db} \end{bmatrix} \quad (19)$$

## ۴. مدل خطی شده سیگنال کوچک

با توجه به زیر سیستم های موجود در یک سیستم تبدیل انرژی بادی (تور توربین بادی، ژنراتور القایی، خط انتقال دو سیمه، گیریکس نسبت ثابت و جبران کننده توان راکتیو (SVC)) در نهایت می توان شکل فضای حالت سیستم نهایی را به دست آورد. اگر معادلات حالت حول نقطه کار خطی شوند، مدل سیگنال کوچک به صورت زیر در می آید:

$$\dot{X} = AX + Bu$$

که در آن  $X, u$  به شرح زیر است:[7]

$$X = [\Delta\varphi_{ds}, \Delta\varphi_{qs}, \Delta\varphi_{dr}, \Delta\varphi_{qr}, \Delta\omega_r, \Delta V_{ds}, \Delta V_{qs}, \Delta i_{dl}, \Delta i_{ql}, \Delta i_{dTL}, \Delta i_{qTL}]^T$$

$$u = [\Delta\beta, \Delta\alpha]^T$$

$$d = \Delta V_w$$

متغیرهای حالت در ضمیمه معرفی شده اند. این تغییرات همگی حول نقطه کار و در دستگاه مرجع سنکرون در محورهای  $d, q$  هستند. ماتریس های  $A, B$  نیز در ضمیمه آمده است.

روش طراحی کنترلگر در این مقاله، بر پایه مدل خطی فضای حالت است. مدل غیرخطی سیستم نیروگاه بادی شامل معادلات (12)

جدول (۱) قطب های سیستم حلقه باز و سیستم حلقه بسته با فیدبک حالت

مقادیر ویژه سیستم حلقه باز	مقادیر ویژه سیستم حلقه بسته با فیدبک حالت
-23.4 + $j2888.4$	-23.4 + $j2888.4$
-23.4 - $j2888.4$	-23.4 - $j2888.4$
-27.28 + $j2134.4$	-27.28 + $j2134.4$
-27.28 - $j2134.4$	-27.28 - $j2134.4$
-22.04 + $j375.08$	-22.04 + $j375.08$
-22.04 - $j375.08$	-22.04 - $j375.08$
-0.34 + $j377$	-30 + $j377$
-0.34 - $j377$	-30 - $j377$
-37.14 + $j9.59$	-37.14 + $j9.59$
-37.14 - $j9.59$	-37.14 - $j9.59$
-0.42	-40
0	-5.5
0	-0.8

## ۶. طراحی فیلتر کالمون تعمیم یافته

تئوری کنترل بهینه قطعی<sup>۲</sup> در حالت کلی تنها در برخی حالت های عادی عاری از نویز که تمامی حالت ها قابل اندازه گیری هستند، قابل اجراء می باشد. روش کنترل تصادفی از این تخمین حالت برای کنترل بهینه یک سیستم تصادفی استفاده می کند.

در سیستم توربین بادی با توجه به اینکه خروجی ها علاوه بر اینکه در دسترس نمی باشند، آنکه نویز نیز می باشند. استفاده از فیلتر کالمون ضروری است.

مسئله تخمین برای سیستم های غیرخطی در حالت کلی یک کار دشوار است. برای دستیابی به یک الگوریتم محاسبه ای برای سیستم های غیرخطی، برخی تقریب ها اعمال شده است که در نهایت به فیلتر کالمون تعمیم یافته منجر می شود. مدل سیستم و مدل اندازه گیری به صورت زیر است:

$$\dot{z} = f(z, u, t) + G(t)w \quad (25)$$

$$y = h(z, t) + v$$

$$z(0) \approx N(\bar{z}_0, p_0), w \approx N(0, Q), v \approx N(0, R)$$

که در آن  $Z$  متغیر تصادفی با متوسط و واریانس در لحظه صفر برابر  $f(x, u, t)$  و  $(\bar{z}_0, p_0)$  تابع غیر خطی سیستم و  $U$  ورودی سیستم  $w$  نویز فرایند و  $G$  ماتریس وزنی متغیر با زمان نویز و  $y$  خروجی قابل اندازه گیری و  $v$  نویز اندازه گیری می باشد.

$$z_{13 \times 1} = \begin{bmatrix} X_{11 \times 1} \\ Y_{2 \times 1} \end{bmatrix},$$

$$\gamma = \left[ \int (\Delta P_{ref} - \Delta P_g) dt, \int (\Delta V_{ref} - \Delta V_s) dt' \right]$$

$$\Phi_{13 \times 13} = \begin{bmatrix} A_{11 \times 11} & 0 \\ -D_{2 \times 11} & 0 \end{bmatrix}, \Gamma_{13 \times 1} = \begin{bmatrix} B_{11 \times 2} \\ 0 \end{bmatrix}, E_{13 \times 1} = \begin{bmatrix} \delta_{11 \times 1} \\ 0 \end{bmatrix}$$

با توجه به مدل افزوده بالا، کنترلگر فیدبک حالت با کمک روش های طراحی جایابی قطب به شکل زیر حاصل می شود.

$$u = -K_s z \quad (22)$$

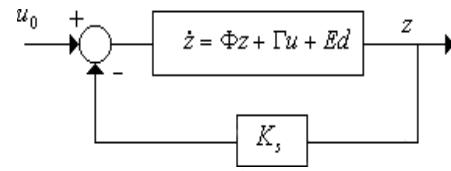
با انتخاب قطب های حلقه بسته ماتریس  $K_s$  حاصل می شود. بردار خروجی  $y$  به صورت زیر نوشته می شود.

$$y_{6 \times 1} = C_{6 \times 13} z_{13 \times 1} \quad (23)$$

که در آن بردار  $y$  به صورت رابطه (24) تعریف می شود.

$$y = [\Delta P_g, \Delta V_s, \Delta I_s, \Delta \omega_r, \int (\Delta P_{ref} - \Delta P_g) dt, \int (\Delta V_{ref} - \Delta V_s) dt']^t \quad (24)$$

شکل زیر دیاگرام بلوکی کنترلگر فیدبک حالت را نشان می دهد. [2]



شکل (۴) کنترلگر فیدبک حالت

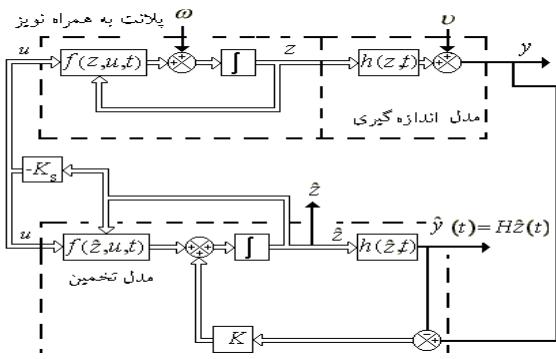
با انتخاب قطب های حلقه بسته در مکان های مشخص شده در جدول (۱)

ماتریس  $K_s$  به صورت زیر حاصل می شود:

$$K_s = \begin{bmatrix} 106.29 & 195.06 & 47.54 & 32.02 & -71.67 & -0.821 & 2.67 \\ -0.438 & 0.073 & 1.479 & -4.84 & 0.804 & 0.013 & -0.016 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ -22.008 & -639.9 & -3.21 & -99.82 & 2746.2 & -7678.5 \\ 0.688 & -0.616 & 0.04 & -0.648 & 37.11 & -144.1 \end{bmatrix}$$

قطب های مطلوب حلقه بسته به گونه ای انتخاب شده اند که پاسخ ها میرایی لازم را داشته باشند.

<sup>2</sup>Deterministic optimal control



شکل (۵) دیاگرام بلوکی سیستم غیر خطی حلقة بسته آلوده به نویز و تخمین حالتها به کمک فیلتر کالمون تعیین یافته

## ۷. مسئله گوسی درجه دوم خطی زمان پیوسته (LQG)

مدل سیستم به صورت زیر فرض می شود:

$$\dot{x} = Ax + Bu + Gw \quad (31)$$

که در آن  $x$  متغیر حالت تصادفی با متوسط و واریانس در لحظه صفر  $A, B$  و  $x(t_0) \approx N(\bar{x}_0, p_0)$  ماتریس های سیستم  $u$  ورودی  $w$  نویز فرایند به صورت گوسی  $w \approx N(0, Q)$  و ماتریس وزنی نویز  $G$  باشد.

شاخص عملکرد به صورت درجه دوم زیر است:

$$J[x(t_0), t_0] = \frac{1}{2} x^T(T) S(T) x(T) + \frac{1}{2} \int_{t_0}^T (x^T Q x + u^T R u) dt \quad (32)$$

که در آن،  $S(T) \geq 0$  ماتریس وزنی مقارن و ماتریس های وزنی حالت ها و ورودی می باشد. پلات و ماتریس های وزنی می توانند توابعی از زمان باشند.

هدف تعیین سیگنال کنترل  $u^*(t)$  در بازه  $[t_0, T]$  به صورتی است که امید تابع هزینه زیر را حداقل کند.

$$j(t_0) = E\{J[x(t_0), t_0]\} \quad (33)$$

که در آن  $x(T)$  آزاد و زمان  $T$  ثابت است.

این مسئله، به نام مسئله کنترل خطی درجه دوم گوسی<sup>۳</sup> (LQG) شناخته می شود.

### • حالت ها معلوم

در ابتدا فرض می کنیم که حالت  $x(t)$  دقیقاً قابل اندازه گیری باشد. در

این حالت قانون کنترل فیدبک خطی به صورت زیر خواهد بود:

$$u(t) = -K(t)x(t) \quad (34)$$

روابطی که در آن شاخص عملکرد را حداقل می کند؛ به صورت زیر است:

[9]

بردار بهره فیدبک به صورت زیر تعیین می شود:

هدف تخمین  $\hat{z}$  به صورتی است که بهترین و نزدیک ترین حالت را به حالت  $Z$  در حضور نویزهای ناشناخته و تصادفی داشته باشد. بردار حالت های اولیه به صورت زیر است.

$$P(0) = p_0, \hat{z}(0) = \bar{z}_0 \quad (26)$$

به روز شدن ماتریس مربعی کواریانس خطای تخمین به صورت زیر است:

$$\dot{P} = A(\hat{z}, t)P + P\tilde{A}^T(\hat{z}, t) + GQG^T - PH^T(\hat{z}, t)R^{-1}H(\hat{z}, t)P \quad (27)$$

در این رابطه  $A$  و  $H$  (ماتریسهای ژاکوبین) به صورت زیر تعریف شده است:

$$\begin{cases} A(z, t) = \frac{\partial f(z, u, t)}{\partial z} \\ H(z, t) = \frac{\partial h(z, t)}{\partial z} \end{cases} \quad (28)$$

پس از حل معادله ریکاتی و مشخص شدن ماتریس کواریانس خطای

$P(t)$  بهره کالمون به صورت زیر محاسبه می شود:

$$K(t) = P(t)H^T(\hat{z}, t)R^{-1} \quad (29)$$

در نهایت، معادله دیفرانسیل تخمین حالتها به صورت زیر در می آید:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{z}} &= f(\hat{z}, u, t) + K(y - h(\hat{z}, t)) \\ \hat{y} &= h(\hat{z}, t) \end{aligned} \quad (30)$$

ثابت می شود که تخمین فوق، بهترین تخمین برای سیگنال غیرقابل دسترس و نویزدار  $Z$  از نظر کمترین کواریانس خطای می باشد. برای سیستم خطی نیروگاه بادی همان طور که در قسمت قبل بیان شد، ۱۳ متغیر حالت و ۶ خروجی و ۲ ورودی وجود دارد. نویز فرایند به صورت یک بردار  $13 \times 1$  تصادفی گوسی با میانگین صفر و قدرت  $-30db$  مدل شده است. از آنجایی که همه حالت ها دارای یک نویز مشابه نمی باشند، می توان ماتریس وزنی  $G$  را صورت یک ماتریس قطری به صورت زیر در نظر گرفت:

$$G = diag[1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 5 \ 4 \ 4 \ 3 \ 3 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10] \quad [9]$$

همچنین نویز اندازه گیری را به صورت یک بردار نویز  $6 \times 1$  تصادفی گوسی با میانگین صفر و قدرت  $-30 db$  مدل شده است.

در نهایت فیدبک حالت به این مسئله اعمال شده است. بایستی توجه داشت بردار فیدبک به تخمین حالات  $(\hat{z}(t))$  اعمال می شود که از فیلتر کالمون توسعه یافته غیرخطی حاصل می شود. دیاگرام بلوکی سیستم حلقه بسته با فیدبک حالت و فیلتر کالمون تعیین یافته در شکل زیر آمده است.

<sup>3</sup>Linear Quadratic Gaussian

با استفاده از معادلات فوق و جایگذاری آن در تابع هزینه، تابع هزینه بازای کنترل بهینه و تخمین بهینه به شکل زیر قابل حصول است.

$$\begin{aligned} j^*(t_0) = & \frac{1}{2} E[x^T(t_0)S(t_0)x(t_0)] + \frac{1}{2} \operatorname{trace} \int_{t_0}^T (SGQ'G^T) dt \\ & + \frac{1}{2} \operatorname{trace} \int_{t_0}^T (K^T R_v K P) dt \end{aligned} \quad (45)$$

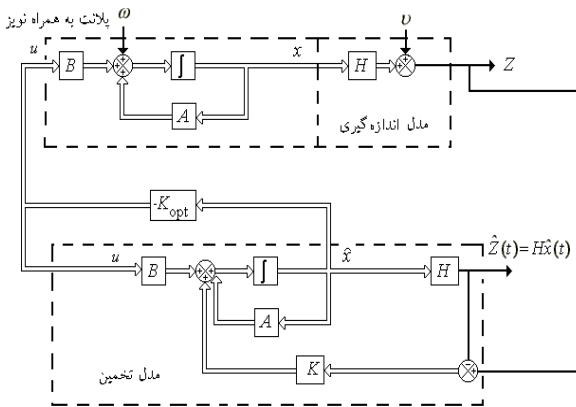
لازم به ذکر است که جمله اول از تنظیم کننده LQG قطعی حاصل شده است. جمله دوم بیانگر افزایش هزینه به علت عدم قطعیت اغتشاش در سیگنال  $x(t)$  به واسطه نویز فرایند است. جمله آخر بیانگر افزایش هزینه به علت عدم قطعیت در اندازه گیری است.

طراحی تنظیم کننده LQG به صورتی که سیگنال ورودی مرجع  $r(t)$  نیز برای آن در نظر گرفته شده است. معادلات اصلی تنظیم کننده به صورت زیر است:

$$\dot{\hat{x}} = (A - LH)\hat{x} + Bu + Lz \quad (46)$$

$$u = -K_{opt}\hat{x} + r \quad (47)$$

دیاگرام بلوکی سیستم حلقه بسته با فیدبک بهینه تصادفی و فیلتر کالمون در شکل (۶) آمده است.



شکل (۶) دیاگرام بلوکی سیستم خطی حلقه بسته با کنترل بهینه و تخمین به کمک فیلتر کالمون

## ۸. طراحی کنترلگر بهینه تصادفی نیروگاه بادی

با حل معادلات ریکاتی ذکر شده بهره فیدبک بهینه تصادفی  $K_{opt}$  محاسبه می شود که عبارت است از:

$$K_{opt} = \begin{bmatrix} -0.0021 & 0.036 & -0.033 & 0.016 & -0.108 & 0.0003 & -0.001 \\ -0.248 & 1.146 & 1.185 & 0.084 & 0.0068 & 0.036 & -0.396 \\ -1.99 \times 10^{-5} & 0.00037 & -0.031 & -0.00059 & 9.998 & -0.177 \\ 1.6562 & -22.181 & -0.0182 & 0.1163 & -0.1706 & -9.98 \end{bmatrix}$$

با این بهره فیدبک حالت بهینه تصادفی، قطب های حلقه بسته محاسبه شده اند. در جدول (۲) محل قطب ها را نشان می دهد. با جایگذاری  $K_{opt}$  به

$$K(t) = R^{-1}B^T S(t) \quad (35)$$

که در آن:

ماتریس متقاضی زمانی  $S(t)$  از حل معادله ریکاتی به شکل زیر حاصل می شود:

$$-\dot{S} = A^T S + SA - SBR^{-1}B^T S + Q \quad (36)$$

با توجه به این دو، تابع هزینه  $j(t_0)$  به صورت حالت بهینه  $(t_0)^*$  در می آید:

$$j^*(t_0) = \frac{1}{2} E[x^T(t_0)S(t_0)x(t_0)] + \frac{1}{2} \operatorname{trace} \int_{t_0}^T (SGQ'G^T) dt \quad (37)$$

در نتیجه، سیگنال کنترل بهینه  $(t)^*$  به صورت زیر به دست می آید:

$$u^*(t) = -R^{-1}B^T S(t)x(t) \quad (38)$$

برای  $T$  های به اندازه کافی بزرگ جهت کاهش حجم محاسبات و سادگی اعمال کنترلگر می توان از بردار ثابت حالت دائم  $K$  به شکل زیر استفاده کرد:

$$K_\infty = R^{-1}B^T S_\infty \quad (39)$$

که در آن  $S_\infty$  حل محدود و مثبت معنی معادله ریکاتی است. ( $\dot{S} = 0$ )

## • حالت ها نامعلوم

در این حالت فرض می شود که تمامی حالت های  $x(t)$  دقیقاً قابل اندازه گیری نباشد. به جای آن، بردار اندازه گیری  $(t)$   $z(t)$  با معادله زیر موجود باشد:

$$z(t) = Hx + v \quad (40)$$

که در آن  $v \sim N(0, R_v)$  نویز اندازه گیری گوسی می باشد. در این حالت سیگنال کنترل  $(t)$   $u(t)$  تنها به تخمین  $\hat{x}(t)$  که از روی اندازه گیری ها حاصل شده، وابسته می باشد. با بهینه سازی تابع هزینه دو دسته معادله ماتریسی ریکاتی برای فرایند تخمین و کنترل عاید می شود. معادلات تخمین به صورت زیر می باشد: [11]

$$\dot{P} = AP + PA^T + GQ'G^T - PH^T(R_v)^{-1}HP \quad t \geq t_0 \quad (41)$$

$$P(t_0) = P_0 \quad (41)$$

$$L = PH^T(R_v)^{-1} \quad (42)$$

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + L(z - H\hat{x}) \quad (43)$$

که در آن  $P$  ماتریس کواریانس خطأ و  $L$  بهره فیلتر کالمون و  $H$  تخمین حالت است. در این شرایط، بهره کنترل بهینه  $K(t)$  به جای اعمال  $x(t)$  به سیگنال تخمین  $(t)$   $\hat{x}(t)$  وارد می شود.

قانون کنترل فیدبک خطی به صورت زیر خواهد بود:

$$u(t) = -K(t)\hat{x}(t) \quad (44)$$

که معادلات مربوط به  $K(t)$  همان معادلات (35),(36) خواهد بود.

<sup>4</sup> Sweep method

جای بهره فیدبک  $K_s$  (به دست آمده از روی جایابی قطب) می‌توان پاسخها را مشاهده و مقایسه کرد.

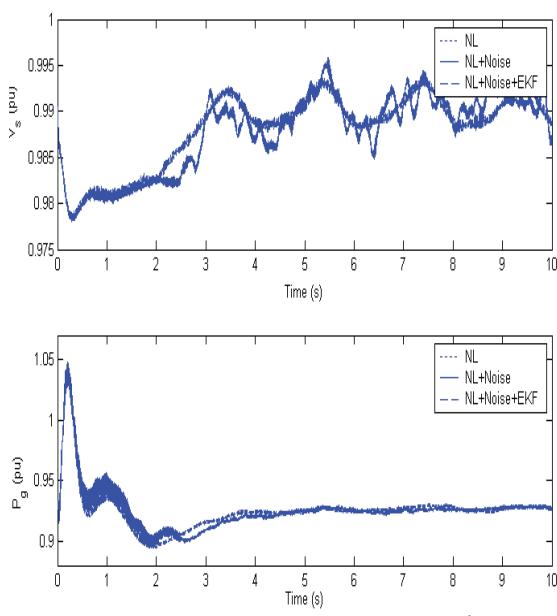
## ۹. شبیه سازی

ابتدا با اعمال  $K_s$  به دست آمده طبق روابط ذکر شده با استفاده از جایابی قطب و اعمال فیدبک حالت به سیستم افزوده، رفتار سیستم حلقه بسته ابتدا در سه حالت، سیستم غیرخطی بدون نویز، سیستم غیرخطی با نویز (نویز فرایند و اندازه گیری) و نیز سیستم غیرخطی با استفاده از فیلتر کالمون توسعه یافته بررسی می‌شود. بدین منظور پاسخ سیستم در برابر اعمال تندباد در نظر گرفته شده است. سرعت اولیه ( نقطه کار ) باد در این مسئله ۱۲/۵ متر بر ثانیه است، که نزدیک به سرعت نامی ( ۱۲ متر بر ثانیه ) توربین بادی است. بالاترین سرعت تندباد ۱۶/۲ متر بر ثانیه است. زمان تندباد در حدود ۱/۷ ثانیه است. پس از تندباد سرعت باد به یک نقطه دیگر که بالاتر از مقدار اولیه است می‌رود، در حالی که یک سری نوسانات سینوسی با دوره تناوب ۲ ثانیه و دامنه تغییرات ۱/۴ متر بر ثانیه به عنوان اثر برش باد توسط پره های توربین روی آن قرار دارد. شکل موج تندباد، خروجی سیستم و ورودی های سیستم حلقه بسته در شکل های ( ۷ ) تا ( ۱۳ ) با اندازه واقعی و به صورت زوم شده نشان داده شده است.

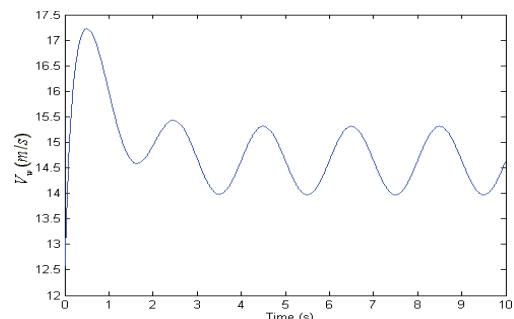
برای بیان عملکرد فیلتر کالمون تعیین یافته در مواجهه با سیستم غیرخطی آلوده به نویز، در شکل های زیر مقایسه ای بین سیستم حلقه بسته غیرخطی با فیدبک حالت بدون در نظر گرفتن نویز و با فرض در دسترس بودن تمامی حالتها در برابر اعمال تندباد و سیستم آلوده به نویز و سیستم تخمین کالمون تعیین یافته صورت گرفته است. همان طور که شکل ها نشان می‌دهند، پاسخ سیستم حلقه بسته دارای میرایی و پایداری مطلوب بوده و نوسانات سرعت و ولتاژ و توان توربین در حداقل مقدار می‌باشند. پاسخ سیستم حلقه بسته با فیلتر کالمون تعیین یافته علاوه بر اینکه دارای میرایی و پایداری مطلوب بوده و نوسانات سرعت و ولتاژ و توان توربین در حداقل مقدار قرار می‌دهد، همخوانی نزدیکی با پاسخ سیستم غیرخطی بدون نویز دارد. همان طور که شکل ها نشان می‌دهند، با استفاده از فیلتر کالمون تعیین یافته در سیستم غیرخطی می‌توان نوسانات ناشی از نویز را جبران نمود.

جدول (۲) قطب های سیستم حلقه باز، سیستم حلقه بسته با فیدبک حلقه باز

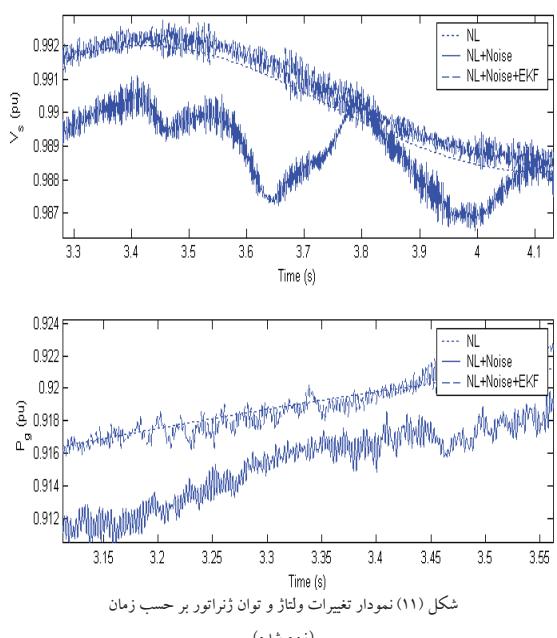
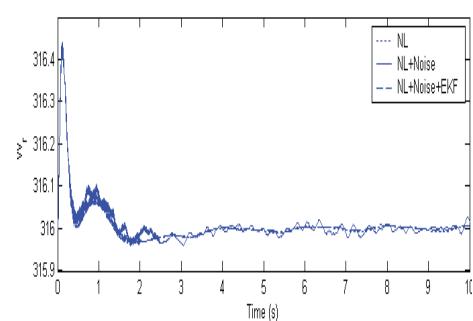
مقادیر ویژه سیستم حلقه بسته با فیدبک حالت	مقادیر ویژه سیستم حلقه باز	مقادیر ویژه سیستم حلقه بسته با فیدبک بهینه تصادفی
$-23.4 + j2888.4$	$-23.4 + j2888.4$	$-18.106 + j2356$
$-23.4 - j2888.4$	$-23.4 - j2888.4$	$-18.106 - j2356$
$-27.28 + j2134.4$	$-27.28 + j2134.4$	$-17.48 + j1728$
$-27.28 - j2134.4$	$-27.28 - j2134.4$	$-17.48 - j1728$
$-22.04 + j375.08$	$-22.04 + j375.08$	$-26.24 + j313.58$
$-22.04 - j375.08$	$-22.04 - j375.08$	$-26.24 - j313.58$
$-0.34 + j377$	$-30 + j377$	$-3.69 + j19.75$
$-0.34 - j377$	$-30 - j377$	$-3.69 - j19.75$
$-37.14 + j9.59$	$-37.14 + j9.59$	$-2456$
$-37.14 - j9.59$	$-37.14 - j9.59$	$-61.46$
$-0.42$	$-40$	$-7.22$
$0$	$-5.5$	$-0.586$
$0$	$-.8$	$-0.442$



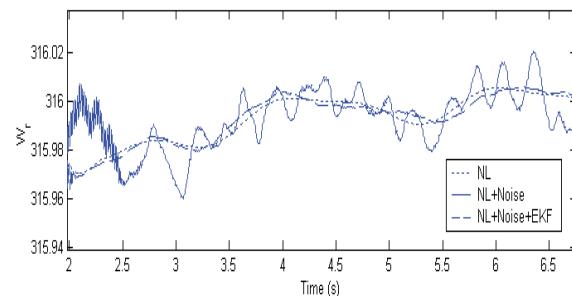
شکل (۱۰) نمودار تغییرات ولتاژ استاتور و توان ژنراتور بر حسب زمان



شکل (۷) نمودار تغییرات سرعت باد بر حسب زمان

شکل (۱۱) نمودار تغییرات ولتاژ و توان ژنراتور بر حسب زمان  
(زمون شده)

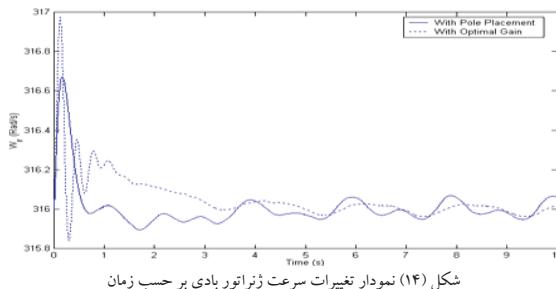
شکل (۸) نمودار تغییرات سرعت ژنراتور بادی بر حسب زمان



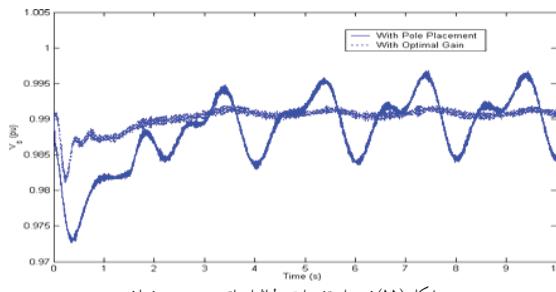
شکل (۹) نمودار تغییرات سرعت ژنراتور بادی بر حسب زمان (زمون شده)

گرفته است. شکل موج خروجی‌های سیستم و ورودی‌های سیستم حلقه بسته در شکل‌های (۱۴) تا (۱۹) نشان داده شده است. پاسخ سیستم غیرخطی حلقه بسته با کنترل بهینه تصادفی در مقایسه با فیلتر کالمن تعیین یافته و کنترل فیدبک با جایابی قطب دارای میرای و پایداری مطلوب می‌باشد. به طوری که برای توان نوسانات حالت دائم حدود ۲۵٪ و برای ولتاژ استاتور کاهش ۶۰٪ در نوسانات در پیک اول و کاهش ۸۵٪ در نوسانات حالت دائم خواهیم داشت. همچنین برای زاویه ای رتور نوسانات حالت دائم حدود ۵۰٪ کاهش یافته است. برای جریان استاتور نوسانات حالت دائم حدود ۴۰٪ کاهش یافته است.

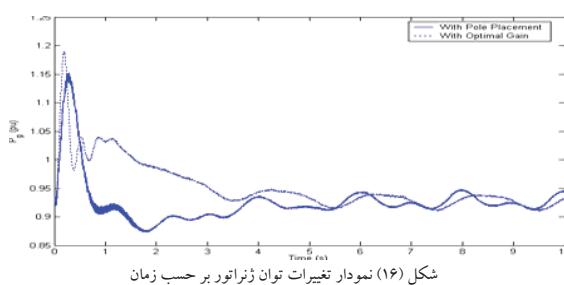
در مورد ورودی‌ها تفاوت‌ها بسیار زیاد است. به علت قرار دادن ماتریس وزنی  $R$  برای سیگنال (۱۱) نوسانات ورودی بسیار کاهش یافته است. به طوری که برای زاویه آتش، کاهش ۸۸٪ در نوسانات در پیک اول و کاهش ۹۷٪ در نوسانات حالت دائم خواهیم داشت. همچنین برای زاویه فراز توربین علاوه بر اینکه پاسخ گذرا در ۱ ثانیه اول بسیار بهتر شده است. در حالت دائم نیز نوسانات حول نقطه کار جدید ۸٪ کاهش یافته است.



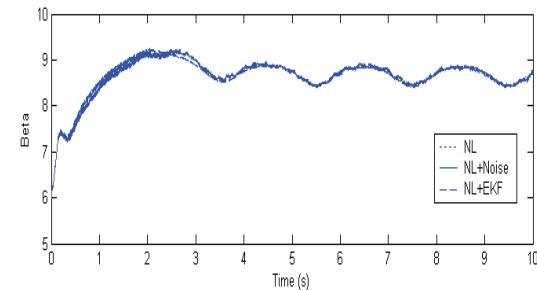
شکل (۱۴) نمودار تغییرات سرعت ژنراتور بادی بر حسب زمان



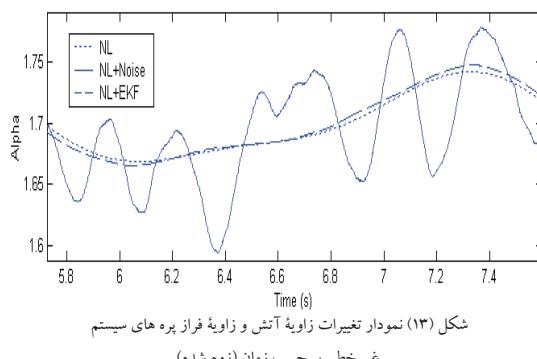
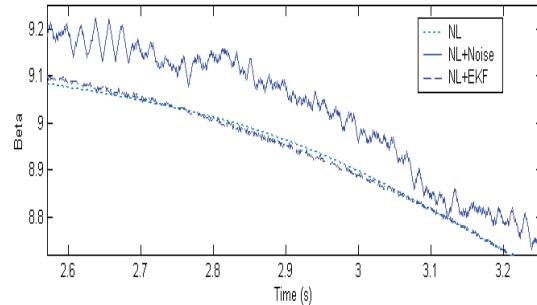
شکل (۱۵) نمودار تغییرات ولتاژ استاتور بر حسب زمان



شکل (۱۶) نمودار تغییرات توان ژنراتور بر حسب زمان



شکل (۱۲) نمودار تغییرات زاویه آتش و زاویه فراز پرمهای سیستم غیرخطی بر حسب زمان



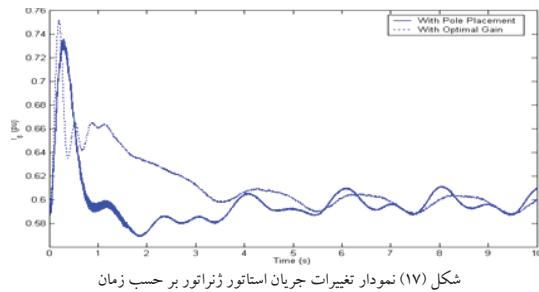
شکل (۱۳) نمودار تغییرات زاویه آتش و زاویه فراز پرمهای سیستم غیرخطی بر حسب زمان (زوم شده)

برای بیان عملکرد فیلتر کالمن و کنترل بهینه تصادفی در مواجهه با سیستم آلوده به نویز، در شکل‌های زیر مقایسه‌ای بین سیستم غیرخطی آلوده به نویز با تخمین کالمن تعیین یافته همراه با کنترل فیدبک حالت با جایابی قطب (مرجع [۸]) و همان سیستم با کنترل فیدبک حالت بهینه تصادفی صورت

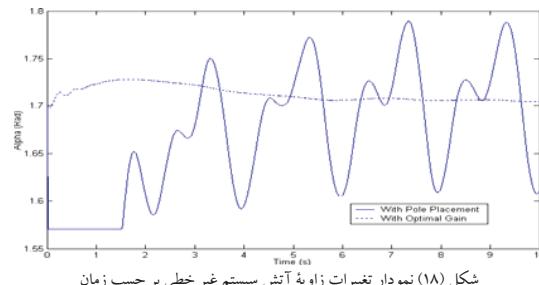
پاسخ سیستم حلقه بسته با کنترل بهینه تصادفی در مقایسه با تخمین کالمون، با جایابی قطب میرایی مطلوبی در برابر نوسانات باد دارد که مبنی کارائی بالای کنترلگر بهینه تصادفی است و نیز مولد این نکته است که چون سیستم مورد مطالعه دارای مولفه های تصادفی است انتخاب کنترلگر بر مبنای تئوری کنترل بهینه تصادفی موجه است.

## مراجع

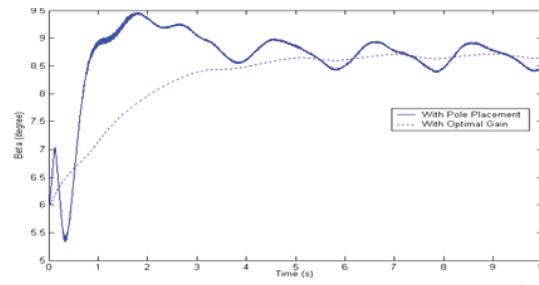
- [۱] بطحایی سید محمد تقی؛ پرخو مسعود «کنترل ولتاژ فرکانس یک نیروگاه کوچک تر کیبی باد-دیزل مستقل از شبکه به روش ساختار متغیر»، ششمین کنفرانس مهندسی برق ۲۴-۲۲، ۱۳۷۷، اردیبهشت ۱۳۷۷، صفحه ۲۴۲-۲۳۷.
- [۲] J. R. Winkelman and S. H. Javid, "Control design and performance analysis of a 6MW wind turbine generator," *IEEE Trans on PAS*, Vol. 102, No. 5, pp. 1340-1347, May 1983.
- [۳] R. Chedid and F. Morad and M. Basm , "Intelligent Control of a Class of Wind Energy Conversion Systems," *IEEE Trans on energy conversion*, Vol. 14, No. 4, Dec 1999.
- [۴] B. S. Borowy and Z. M. Salameh, "Dynamic response of a stand-alone Wind Energy Conversion Systems with battery energy storage to a wind gust," *IEEE Trans on Energy Conversion*, Vol. 12, No. 1, pp. 73-78, Mar 1997.
- [۵] H.D. Battista, R. J. Mantz, "Sliding mode control of torque ripple in wind energy conversion systems with slip power recovery," *IEEE* 1998.
- [۶] Y. H. Song, A. T. Johns, "Nonlinear thyristor-controlled static VAR compensation," The European Power Electronics Association, Brighton, Sept. 13-16, 1993.
- [۷] خالو زاده حمید، اکبری ثانی مسعود، «طراحی کنترلگر فیدبک خروجی برای سیستم دینامیکی غیرخطی توربین بادی دیزیباد». هیجدهمین کنفرانس بین المللی برق ایران، تهران، مهر ۱۳۸۲.
- [۸] اکبری ثانی مسعود، خالو زاده حمید، «طراحی کنترلگر فیدبک حالت سیستم دینامیکی غیرخطی توربین بادی دیزیباد»، دوازدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران (ICEE 2004) ، مشهد، اردیبهشت ۱۳۸۳.
- [۹] M. S. Grewal, A. P. Andrews, "Kalman filtering: theory and practice", *John Wiley, Press 2001*.
- [۱۰] خالو زاده حمید، اکبری ثانی مسعود، طراحی کنترلگر فیدبک بهینه تصادفی برای سیستم دینامیکی غیرخطی توربین بادی دیزیباد، نوزدهمین کنفرانس بین المللی برق ایران، تهران، مهر ۱۳۸۳.
- [۱۱] A.E. Bryson, Y.C. Ho, *Applied Optimal Control*, Hemisphere, 1975.



شکل (۱۷) نمودار تغییرات جریان استاتور ژنراتور بر حسب زمان



شکل (۱۸) نمودار تغییرات زاویه آتش سیستم غیرخطی بر حسب زمان



شکل (۱۹) نمودار تغییرات زاویه فراز پره های سیستم غیرخطی بر حسب زمان

## ۱.۰ نتیجه گیری

در این مقاله مدلسازی غیرخطی نسبتاً دقیقی از یک سیستم پیچیده و مرکب توربین-ژنراتور نیروگاه بادی دیزیباد شامل توربین بادی، ژنراتور القایی، شافت انتقالی، خازن استاتیکی توان راکتیو و خط انتقال انجام شد که در مجموع معادلات فضای حالت غیرخطی با ۱۳ متغیر حالت را تشکیل می دهد.

سپس بر اساس مدلسازی انجام شده، طراحی کنترلگر فیدبک بهینه تصادفی برای تنظیم ولتاژ در ترمینال های ماشین القایی با استفاده از یک جبران کننده توان راکتیو استاتیک و نیز تنظیم توان الکتریکی با استفاده از کنترل زاویه فراز در رنج وسیعی از نقاط کار انجام شد. با توجه به در دسترس نبودن حالتها و وجود نویز فرایند، برای کنترل خروجی ماشین، یک تخمین بهینه تصادفی و یک کنترل بهینه تصادفی با توجه به تابع هزینه برای سیستم توربوجنراتور بادی طراحی گردید و عملکرد آن با فیلتر کالمون تعمیم یافته، همراه با کنترلر فیدبک حالت با جایابی قطب مقایسه شد.

## مشخصات فنی توربین بادی دیزی‌باد

سه پره ای ، محور افقی	نوع توربین
۴۳ متر	قطر رتور
تنظیم با پدیده قطع (Stall)	تنظیم توان
۳-۴ متر بر ثانیه	سرعت قطع پایین باد
۱۲ متر بر ثانیه	سرعت نامی باد
۲۵ متر بر ثانیه	سرعت قطع بالای باد
۶۶۰ کیلووات	توان نامی ژنراتور
۱۵۰۰ دور بر دققه	سرعت سنکرون ژنراتور
۱۹/۷۵	ثابت زمانی
۱:۵۶	ضریب گیربکس

ضمیمه:

لیست متغیرهای به کار رفته:

 $\varphi_{ds}, \varphi_{qs}$  شار نشی استاتور در راستای محورهای  $d, q$  بر حسب pu $\varphi_{dr}, \varphi_{qr}$  شار نشی رتور در راستای محورهای  $d, q$  بر حسب pu $i_{ds}, i_{qs}$  جریان استاتور در راستای محورهای  $d, q$  بر حسب pu $i_{dr}, i_{qr}$  جریان رتور در راستای محورهای  $d, q$  بر حسب pu $i_{dc}, i_{qc}$  جریان خازن در راستای محورهای  $d, q$  بر حسب pu $i_{dl}, i_{qL}$  جریان تریستور در راستای محورهای  $d, q$  بر حسب pu $i_{dTL}, i_{qTL}$  جریان خط انتقال در راستای محورهای  $d, q$  بر حسب pu $I_s, V_s$  ولتاژ و جریان استاتور بر حسب pu $P_{ref}$  توان نامی ژنراتور القایی بر حسب pu $P_g$  توان ژنراتور القایی بر حسب pu $R_s, R_r$  مقاومت رتور و استاتور بر حسب pu $R_{TL}, X_{TL}$  مقاومت و راکتانس خط انتقال بر حسب pu $X_L, X_C$  اندوکتانس و راکتانس SVC بر حسب pu $V_{ds}, V_{qs}$  $V_{db}, V_{qb}$  ولتاژ استاتور در راستای محورهای  $d, q$  بر حسب pu $V_{ref}$  ولتاژ نامی استاتور بر حسب pu $\omega_b$  سرعت نامی (rad/s) $\omega_r$  سرعت رotor ژنراتور بادی (rad/s)

مقادیر پایه برای تبدیل (pu)

توان پایه: 660KVA برای تمام سیستم

ولتاژ پایه: 690V برای تمام سیستم

جهان کننده توان راکتیو (SVC):

 $X_C = 3.8 \text{ pu}$  و  $X_L = 4.0 \text{ pu}$ 

خطوط انتقال:

مقاآمت:  $X_{TL} = 0.15 \text{ pu}$ .  $R_{TL} = 0.015 \text{ pu}$ .

## مشخصات فنی ژنراتور بادی

۶۰	ارتفاع دماغه (متر)	۶۹۰	ولتاژ نامی (ولت)
۰/۹۱	ضریب توان نامی	۵۰	فرکانس نامی (هرتز)
۱۵۰۰	سرعت سنکرون (RPM)	۲/۸۸	راکتانس مغناطیس کننده (pu)
۰/۰۰۵۹	مقاومت رتور (pu)	۰/۰۰۶۳	مقاومت استاتور (pu)
۰/۰۰۵۸	راکتانس استاتور (pu)	۰/۰۰۴۸۹	راکتانس رتور (pu)

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{\omega_b R_{ss} X_{ss}}{D} & \omega_b & \frac{\omega_b R_{ss} X_M}{D} & 0 & 0 & \omega_b & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\omega_b & -\frac{\omega_b R_{ss} X'_{rr}}{D} & 0 & \frac{\omega_b R_{ss} X_M}{D} & 0 & 0 & \omega_b & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\omega_b R'_{rr} X_M}{D} & 0 & -\frac{\omega_b R_{ss} X_{ss}}{D} & (\omega_b - \omega_{m0}) & -\phi_{qr0} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\omega_b R'_{rr} X_M}{D} & -(\omega_b - \omega_{m0}) & -\frac{\omega_b R'_{rr} X_{ss}}{D} & \phi_{dr0} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{\omega_b X_M \phi_{qr0}}{2H_A D} & \frac{\omega_b X_M \phi_{dr0}}{2H_A D} & \frac{\omega_b X_M \phi_{gs0}}{2H_A D} & -\frac{\omega_b X_M \phi_{ds0}}{2H_A D} & \frac{\omega_b}{2H_A} \cdot \frac{\partial T_m}{\partial \omega_m} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{\omega_b X_c X'_{rr}}{D} & 0 & \frac{\omega_b X_c X_M}{D} & 0 & 0 & \omega_b & -\omega_b X_c & 0 & -\omega_b X_c & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{\omega_b X_c X_M}{D} & 0 & \frac{\omega_b X_c X_M}{D} & 0 & -\omega_b & 0 & 0 & -\omega_b X_c & 0 & -\omega_b X_c \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{\omega_b}{X_{TCR0}} & 0 & 0 & \omega_b & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{\omega_b}{X_{TCR0}} & -\omega_b & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{\omega_b}{X_{TL}} & 0 & 0 & 0 & -\frac{\omega_b R_{TL}}{X_{TL}} & \omega_b \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{\omega_b}{X_{TL}} & 0 & 0 & -\omega_b & -\frac{\omega_b R_{TL}}{X_{TL}} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ \frac{\omega_b}{2H_A} \cdot \frac{\partial T_m}{\partial \beta} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & \frac{\partial f}{\partial \alpha} \\ 0 & \frac{\partial g}{\partial \alpha} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$



# طراحی خودکار کنترل فازی تاکاگی سوگنو توسط روش ترکیبی یادگیری تقویتی

## گسسته و پیوسته

علی اکبر قره ویسی<sup>۱</sup> ، محمد کاشکی<sup>۲</sup>

گروه برق دانشگاه شهید باهنر کرمان

<sup>۱</sup>a\_gharaveisi@uk.ac.ir , <sup>۲</sup>kashki@gmail.com

**چکیده:** در این مقاله روشی جدید جهت طراحی کنترل فازی تاکاگی سوگنو برای سیستم غیر خطی آونگ معکوس ارائه شد. روش طراحی ارائه شده به صورت خودکار بوده و نیازی به معادلات دینامیکی سیستم تحت کنترل ندارد. الگوی طراحی مذکور شامل دو مرحله می باشد، مرحله اول که اتماتای یادگیری تقویتی گسسته بوده و بازه مناسب ضرایب کنترل تاکاگی سوگنو را بدست می آورد، و مرحله دوم که اتماتای یادگیری تقویتی پیوسته بوده و مقدار بهینه ضرایب کنترل را تعیین می کند. از آنجائیکه تمامی مراحل طراحی به صورت عمومی بیان شده، براحتی می توان آن را برای دیگر سیستمهای غیرخطی نیز بکاربرد.

**واژه های کلیدی:** اتماتای یادگیری تقویتی گسسته، اتماتای یادگیری تقویتی پیوسته، کنترل فازی تاکاگی سوگنو

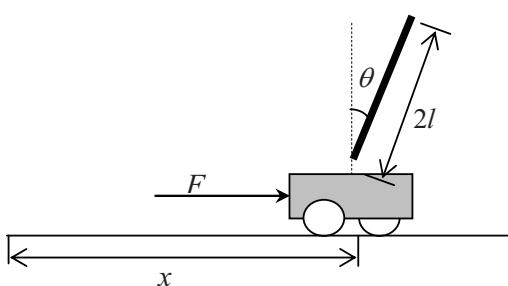
**Abstract:** In this paper, an optimal Takagi-Sugeno fuzzy control is designed with a novel method called combined discrete and continuous action reinforcement learning algorithm (CDCARLA). The proposed method is implemented for a nonlinear system that is Cart-Pole system. Simulation results show that the proposed method has significant performance. The advantage of CDCARLA is that it does not need system dynamics as well as any other information of power system. It can be said that, this method will consider nonlinear features of power system. It is shown that CDCARLA method can be considered as one of the automatic design technique for designing of controller parameters.

**Keywords:** Continuous Action Reinforcement Learning Automata, Continuous Action Reinforcement Learning Automata, Takagi-Sugeno Fuzzy Control.

تحقیقات در مورد روشهای تحلیلی آمده است. ایده اصلی این روشها محاسبه ضرایب کنترل تاکاگی سوگنو از روی شکل خطی معادلات حالت سیستم تحت کنترل برای بدست آوردن کنترل فازی تاکاگی سوگنو مورد استفاده قرار گرفته هوشمند نیز در طراحی کنترل فازی تاکاگی سوگنو مورد انتقاد قرار گرفته اند. در [۷] جهت پایدارسازی سیستم آونگ معکوس از کنترل فازی مداری طراحی شده توسط الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. ایده پیشنهادی در این مقاله استفاده از روش ترکیبی یادگیری تقویتی گسسته و پیوسته برای طراحی کنترل فازی تاکاگی سوگنو است. در روش ارائه شده طراحی کنترل کننده بصورت خودکار انجام می گیرد و برای حل مسائلی که تعداد متغیرهای تصمیم زیاد باشد و نیز بازه تغییرات آنها نامعلوم است بسیار سودمند می باشد. روش یادگیری تقویتی پیوسته در [۸] و [۹] به

### ۱. مقدمه

در سالهای اخیر سیستمهای کنترل فازی کاربردهای فراوانی در کنترل سیستمهای غیر خطی و پیچیده به خود اختصاص داده اند. یکی از انواع مهم سیستمهای کنترل فازی، کنترل فازی نوع تاکاگی سوگنو است. اگر چه سیستمهای کنترل فازی تاکاگی سوگنو کارایی خوبی در کنترل سیستمهای غیر خطی دارند، اما برخلاف کنترل فازی مداری برای طراحی کنترل کننده فازی تاکاگی سوگنو باید معادلات سیستم تحت کنترل بطور کامل معلوم باشند. در [۱] و Wang و Tanaka و در [۲] و Sugeno و Tanaka روش طراحی کنترل کننده فازی تاکاگی سوگنو را با استفاده از Tanaka معادلات خطی شده سیستم تحت کنترل ارائه کرده اند. در [۳] تا [۶] سایر



شکل (۱) سیستم آونگ معکوس و ورودی کنترل

### ۳. کنترل فازی تاکاگی سوگنو

برای کنترل سیستم آونگ وارونه یک کنترل کننده فازی تاکاگی سوگنو درجه اول استفاده می شود. سیستم تحت کنترل چهار متغیر حالت یعنی فاصله افقی  $x$ ، سرعت افقی  $\dot{x}$ ، زاویه انحراف  $\theta$ ، و سرعت زاویه ای انحراف  $\dot{\theta}$  دارد که حدود این متغیرها به صورت زیر هستند:

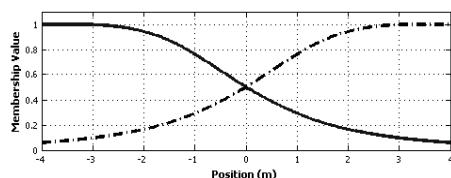
- $x \in [-4,4]$
- $\dot{x} \in [-3,3]$
- $\theta \in [-80^\circ, 80^\circ]$
- $\dot{\theta} \in [-2,2]$

قاعده  $i$ -ام در کنترل فازی تاکاگی سوگنو به صورت زیر می باشد:

Rule  $i$  :

$$\text{if } (x \text{ is } MF_p^1) \text{ AND } (\dot{x} \text{ is } MF_q^2) \text{ AND } (\theta \text{ is } MF_r^3) \text{ AND } (\dot{\theta} \text{ is } MF_s^4) \text{ then } F = a_i \frac{x}{i} + b_i \frac{\dot{x}}{i} + c_i \frac{\theta}{i} + d_i \frac{\dot{\theta}}{i} + e_i$$

که  $p, q, r, s = 1, 2, \dots, 16$  است. برای جلوگیری از پیچیدگی مساله برای هر یک از متغیرهای حالت دوتابع عضویت در محدوده تعريف متغیر در نظر گرفته می شود. بنابراین پایگاه قواعد سیستم کنترل فازی ۱۶ قاعده فازی است. توابع عضویت چهار متغیر حالت در شکل‌های (۲) تا (۵) نشان داده شده است.

شکل (۲) توابع عضویت متغیر موقعیت ( $MF_1^1$  و  $MF_2^1$ )

ترتیب در طراحی کنترل PID و طراحی فیلتر دیجیتال استفاده شده است. روش این دو مرجع برای یافتن مقدار بهینه متغیر تصمیم در بازه ای کوچک مناسب بوده و برای شروع یک روش طراحی کلاسیک را بکار برد و در نتیجه در طراحی کنترل کننده معادلات و دینامیک های سیستم تحت کنترل لازم می باشند. لذا روش های مذکور برای طراحی اتوماتیک مناسب نیست. الگوی طراحی ارائه شده در این مقاله شامل دو مرحله است در مرحله اول با استفاده از یادگیری تقویتی گستته بازه مناسب ضرائب کنترل تعیین گردیده و سپس با استفاده از یادگیری تقویتی پیوسته بهترین مقدار آن در بازه تعیین شده بدست می آید. این الگوی طراحی به سیستم تحت کنترل به دید یک جعبه سیاه می نگرد و در نتیجه نیازی به معادلات و دینامیکهای آن ندارد. سیستم آونگ معکوس یکی از معروف‌ترین سیستمهای غیر خطی می باشد که طبیعت غیر خطی خاص آن باعث شده تا به عنوان پلاتی برای سنجش کارائی روش‌های طراحی کنترل کننده در نظر گرفته شود. روش‌های مختلفی برای کنترل سیستم آونگ معکوس ارائه شده است. روش پیشنهادی در این مقاله بر روی سیستم آونگ معکوس اعمال شده و نتایج شبیه سازی حاکی از کارآمد بودن روش می باشد و با توجه به عمومی بودن این روش، می توانیم آن را برای گستره وسیعی از سیستمهای غیر خطی بکار بربیم.

### ۴. مدلسازی آونگ معکوس

شکل (۱) سیستم آونگ معکوس را به عنوان سیستم تحت کنترل نشان می دهد که در آن  $F$  نیروی وارد بر اربه و ورودی کنترل،  $l$  نصف طول آونگ،  $\theta$  زاویه انحراف آونگ نسبت به محور عمودی، و  $X$  موقعیت افقی ارباب نسبت به یک مرجع ثابت می باشد. هدف از کنترل این سیستم پایدار نمودن آن در موقعیت افقی  $X^*$  است در حالیکه آونگ بطرور کاملاً عمود قرار دارد. معادلات دینامیکی آونگ وارونه به صورت رابطه (۱) قابل بیان است.

$$\begin{aligned} \ddot{\theta} &= \frac{g \sin \theta - \cos \theta (F + ml\dot{\theta}^2 \sin \theta)}{m + M} \\ l &\left( \frac{4}{3} - \frac{m \cos^2 \theta}{m + M} \right) \\ \ddot{x} &= \frac{F + ml(\dot{\theta}^2 \sin \theta - \ddot{\theta} \cos \theta)}{m + M} \end{aligned} \quad (1)$$

در روابط فوق  $g$  شتاب گرانشی و برابر  $9.8 \text{ m/s}^2$ ،  $m$  جرم آونگ، و  $M$  جرم ارباب است. برای طراحی کنترل فازی تاکاگی سوگنو پارامترهای این مدل بصورت  $m = 1 \text{ kg}$ ،  $M = 1 \text{ kg}$  و  $l = 1 \text{ m}$  در نظر گرفته می شوند.

تفکیک الگوی طراحی کنترل کننده به دو مرحله فوق باعث کاهش چشمگیر پیچیدگی مسائلی می شود که تعداد متغیرهای تصمیم در آنها زیاد است. همچنین با استفاده از این الگو دانستن دقیق حدود تغییرات متغیرهای تصمیم مورد نیاز نمی باشد.

## ۵. اتماتای یادگیری تقویتی گستته

مرحله اول روش پیشنهادی در طراحی کنترل کننده شامل اتماتی یادگیری تقویتی گستته است که به چند بخش تقسیم می شود:

### ۱.۵. گام اول: گروه بندی متغیرهای تصمیم

با توجه به اینکه حدود تغییرات متغیرهای تصمیم مشابه ( $a_i$ ،  $b_i$ ،  $c_i$ ،  $d_i$ ،  $e_i$ ) در مدل فازی کنترل یکسان می باشد، لذا می توانیم تمام متغیرهای تصمیم را به پنج گروه متغیر تصمیم<sup>۳</sup> تقسیم کنیم. به عبارت دیگر اگر تمام متغیرها را به صورت یک ماتریس در نظر بگیریم که هر سطر آن متناسب با یک قاعده فازی باشد، آنگاه هر ستون این ماتریس یک گروه متغیر می باشد. بنابراین برای سیستم آونگ معکوس پنج گروه متغیر تصمیم قابل تعریف است که عبارتند از:

- ۱- گروه اول: متغیرهای  $a_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 16$ )

- ۲- گروه دوم: متغیرهای  $b_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 16$ )

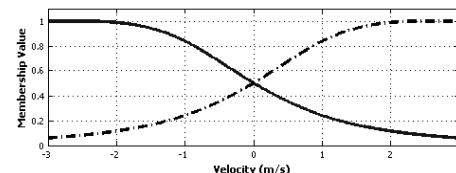
- ۳- گروه سوم: متغیرهای  $c_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 16$ )

- ۴- گروه چهارم: متغیرهای  $d_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 16$ )

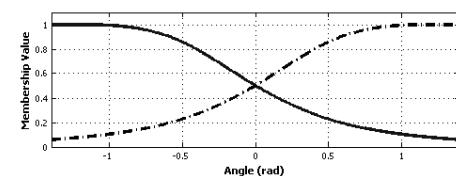
- ۵- گروه پنجم: متغیرهای  $e_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 16$ )

### ۲.۵. گام دوم: تعیین بازه های متناظر با هر گروه متغیر

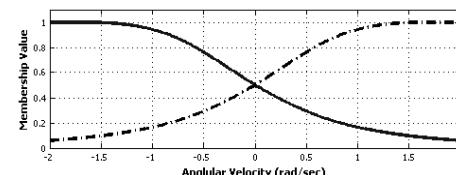
پس از تعریف گروههای متغیر، بازه های هر گروه باید تعیین شود. اگر طول بازها کوچک باشد مرحله دوم طراحی سریعتر همگرا می شود اما چون تعداد آنها زیاد خواهد شد مرحله اول طراحی طولانی خواهد شد. همچنین اگر تعداد بازها کم انتخاب شود مرحله اول طراحی سریعاً همگرا می شود اما مرحله دوم طراحی بیشتر به طول خواهد انجامید. بنابراین تعداد بازه ها و در نتیجه طول آنها مصالحه ای از سرعت همگرایی دو مرحله طراحی می باشد. حدود تغییرات پنج گروه متغیر از ۵۵-۵۵ تا ۱۱ می باشد که به ۱۱ بازه مساوی تقسیم می شود. جدول (۱) بازه های گروههای متغیر تصمیم را نشان می دهد.



شکل ۳) توابع عضویت متغیر سرعت افقی ( $MF_2^2$  و  $MF_1^2$ )



شکل ۴) توابع عضویت متغیر زاویه ( $MF_2^3$  و  $MF_1^3$ )



شکل ۵) توابع عضویت متغیر سرعت زاویه ای ( $MF_1^4$  و  $MF_2^4$ )

با توجه به رابطه (۲) هر قاعده فازی شامل پنج متغیر تصمیم<sup>۱</sup> می باشد. بنابراین برای طراحی کامل کنترل کننده باید ۸۰ متغیر تصمیم تعیین مقدار شوند.

## ۴. الگوی پیشنهادی طراحی خودکار کنترل کننده فازی تاکاگی سوگنو

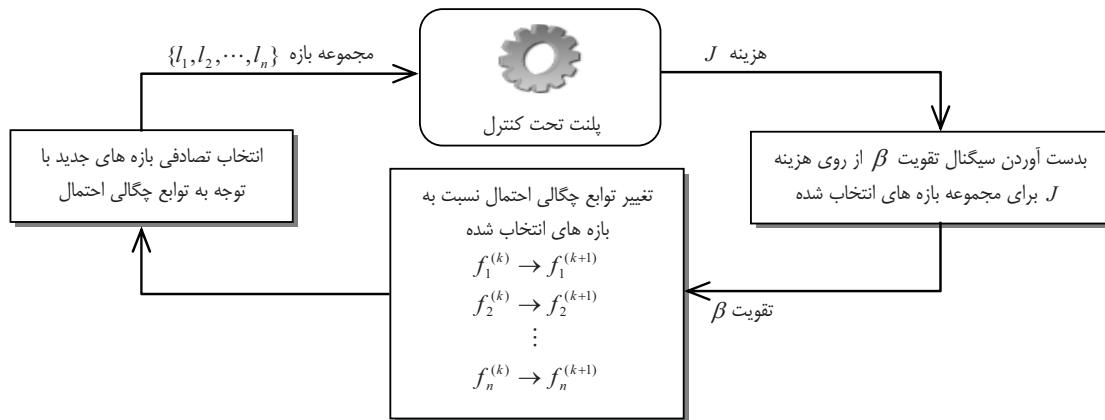
در روش پیشنهادی این مقاله، فقط با استفاده از الگوریتم یادگیری تقویتی و اندرکنش دستگاه تحت کنترل (آونگ وارونه) و کنترل کننده در یک سیستم کنترل حلقه بسته، طراحی پارامترهای کنترل کننده فازی تاکاگی سوگنو انجام می گیرد. روش طراحی دارای دو مرحله زیر می باشد:

✓ **مرحله اول:** تعیین بازه مناسب برای هر یک از متغیرهای تصمیم با استفاده از اتماتای یادگیری تقویتی گستته<sup>۲</sup>

✓ **مرحله دوم:** یافتن بهترین مقدار متغیر تصمیم در بازه تعیین شده با استفاده از اتماتای یادگیری تقویتی پیوسته<sup>۳</sup>

<sup>2</sup> Discrete Action Reinforcement Learning Automata

<sup>3</sup> Continuous Action Reinforcement Learning Automata



شکل ۶) شماتیک یادگیری تقویتی گستته

همانطور که در شکل (۶) نشان داده شده است، تابع چگالی احتمال هر گروه متغیر با استفاده از سیگنال تقویت<sup>۱</sup>  $\beta$  بهبود می‌یابد. اما باید توجه داشت این تغییر و بهبود برای گروه‌های مختلف به صورت مستقل انجام نمی‌شود زیرا:  
 ۱- تمام تابع چگالی احتمال تحت یک سیگنال تقویت واحد تغییر می‌یابند،  
 ۲- هزینه  $J$  و در نتیجه سیگنال تقویت  $\beta$  وابسته به تأثیر توامان مجموعه بازه انتخاب شده می‌باشد.

**۱.۳.۵. دستگاه تحت کنترل و کنترلکننده فازی تاکاگی سوگنو**  
 سیستم کنترل فازی تاکاگی سوگنو بصورت منوالی با دستگاه تحت کنترل یعنی همان سیستم پاندول معکوس تشکیل سیستم حلقه بسته را دهد و این سیستم در محیط MATLAB<sup>®</sup> شیوه سازی شده است.  
 ساختار سیستم کنترل وابسته به ۸۰ متغیر تصمیم می‌باشد. در هر مرحله برای تکمیل ساختار سیستم کنترل، از بازه انتخاب شده هر گروه، ۱۶ متغیر تصمیم (یک ستون از ماتریس متغیرها) به صورت تصادفی انتخاب می‌شود.

### ۲.۳.۵. تابع هزینه

تابع هزینه با استفاده از خطای موقعیت و خطای زاویه تعریف می‌شود. آنچه در وله اول به عنوان تابع هزینه مناسب به نظر می‌رسد مجموع انتگرال مربع خطاهای موقعیت و زاویه است. یعنی:

$$\tilde{J} = \int_0^{\tau} e_x^2(t) dt + \int_0^{\tau} e_{\theta}^2(t) dt$$

که  $\tau$  زمان کل شیوه سازی است و باید به اندازه کافی بزرگ انتخاب شود  
 مثلاً  $e_x(t) \cdot \tau = 10^{\text{sec}}$  و  $e_{\theta}(t) \cdot \tau = 10^{\text{sec}}$

جدول ۱- بازه‌های گروه‌های متغیر تصمیم

بازه	حدود تغییرات
۱	[-۵۵, -۴۵]
۲	[-۴۵, -۳۵]
۳	[-۳۵, -۲۵]
۴	[-۲۵, -۱۵]
۵	[-۱۵, -۵]
۶	[-۵, ۵]
۷	[۵, ۱۵]
۸	[۱۵, ۲۵]
۹	[۲۵, ۳۵]
۱۰	[۳۵, ۴۵]
۱۱	[۴۵, ۵۵]

**۳. گام سوم: بدست آوردن بازه بهینه هر گروه متغیر با استفاده**

از یادگیری تقویتی گستته برای هر یک از گروه‌های متغیر، تابع چگالی احتمال  $f_i(n)$   $i = 1, 2, \dots, 5$  نسبت داده می‌شود. مقدار اولیه تابع چگالی احتمال به طور یکنواخت انتخاب می‌شود، یعنی:

$$f_i^{(0)}(n) = \begin{cases} \frac{1}{n_i^i} & n = 1, 2, \dots, n_i \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (۳)$$

که  $n_i^i$  تعداد بازه‌های تعریف شده برای گروه  $i$  است. شماتیک یادگیری تقویتی گستته برای  $n$  گروه متغیر در شکل (۶) نشان داده شده است.

<sup>۱</sup> Reinforcement Signal

$$\beta(J) = \begin{cases} 0 & J > J_{mean} \\ \frac{J_{mean} - J}{J_{mean} - J_{min}} & J_{min} \leq J \leq J_{mean} \\ 1 & J < J_{min} \end{cases} \quad (7)$$

که  $J_{min}$  و  $J_{mean}$  به ترتیب میانگین و مینیمم هزینه های قبلی است. صورت بسته رابطه (7)، رابطه (8) می باشد.

$$\beta(J) = \min \left\{ 1, \max \left\{ 0, \frac{J_{mean} - J}{J_{mean} - J_{min}} \right\} \right\} \quad (8)$$

#### ۴.۳.۵ تغییر توابع چگالی احتمال

به ازای بازه انتخاب شده در هر مرحله، توابع چگالی احتمال به نسبت "خوب بودن" این انتخاب تغییر می یابند؛ بدین معنا که، اگر این انتخاب خوب باشد احتمال انتخاب آن در مراحل بعدی باید بیشتر شود. این تغییر با استفاده از سیگنال تقویت (اندرکنشن با سیستم تحت کنترل) انجام می شود. تغییر در تابع چگالی احتمال با استفاده از رابطه (9) اعمال می گردد.

$$f_i^{(k+1)}(n) = \alpha_i(f_i^{(k)}(n) + \beta(J)Q(n,i)) \quad (9)$$

تابع  $Q(n,i)$ ، سیگنال نمائی با مرکز در بازه  $i$  است و به صورت (10) تعریف می شود.

$$Q(n,i) = 2^{-(n-i)^2} \quad n, i = 1, 2, \dots, 11 \quad (10)$$

برای آنکه مجموع احتمالات هر تابع چگالی احتمال برابر یک باشد،  $\alpha_i$  از رابطه (11) تعیین می شود.

$$\alpha_i = \frac{1}{\sum_{n=1}^{11} f_i^{(k)}(n) + \beta(J)Q(n,i)} \quad (11)$$

**۴.۳.۶ انتخاب تصادفی بازه جدید بر اساس توابع چگالی احتمال**  
پس از تغییر توابع چگالی احتمال، بازه جدیدی به صورت تصادفی انتخاب می شود. بدین منظور ابتدا احتمال تجمعی انتخاب بازه  $n$  ام ( $K = 1, 2, \dots, 11$ ) از رابطه (12) بدست می آید، محاسبه می شود.

$$C_i(n) = \sum_{k=1}^n f_i(k) \quad (12)$$

سپس با استفاده از عدد تصادفی  $r$  که  $0 \leq r < 1$  است و از روی رابطه (13) بازه هر گروه متغیر انتخاب می شود.

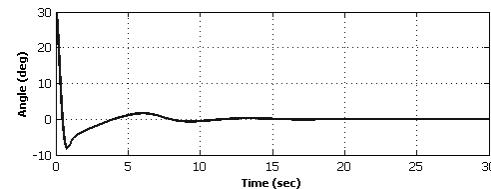
$$Index_i = \begin{cases} 1 & r \leq C_i(1) \\ j & C_i(j-1) < r \leq C_i(j) \end{cases} \quad (13)$$

است و به صورت رابطه (5) تعریف می شود. زاویه مرجع در این رابطه برابر صفر است.

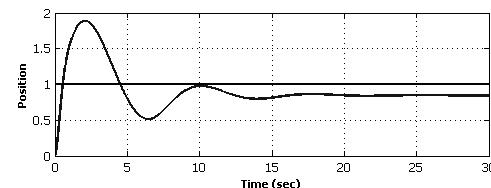
$$e_x(t) = x(t) - x^* \quad (5)$$

$$e_\theta(t) = \theta(t)$$

اما انتخاب رابطه (4) به عنوان تابع هزینه کافی نمی باشد. در شکل زاویه انحراف و موقعیت سیستم آونگ معکوس با زاویه انحراف اولیه  $30^\circ$  درجه و موقعیت مرجع ۱ متر، کنترل شده توسط یک کنترل فازی تاکاگی سوگو طراحی شده به ترتیب در شکل های (7) و (8) نشان داده است.



شکل ۷) زاویه انحراف آونگ معکوس با زاویه انحراف اولیه  $30^\circ$  درجه



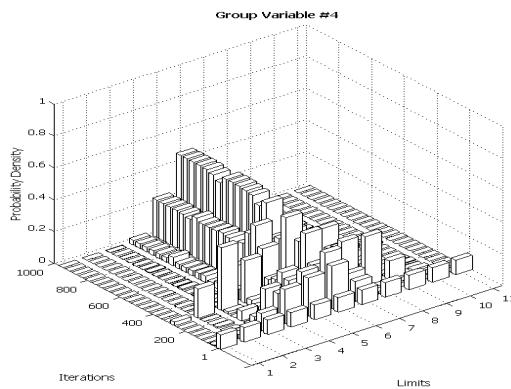
شکل ۸) موقعیت آونگ معکوس با موقعیت مرجع ۱ متر

این کنترل کننده عملکرد خوبی در کنترل زاویه داشته اما در کنترل موقعیت دارای خطای حالت دائمی است. بنابراین باید در تابع هزینه رابطه (4) تغییر ایجاد کنیم که خطای حالت دائمی موقعیت نیز باعث افزایش هزینه شود. تابع هزینه مناسب به صورت رابطه زیر می باشد.

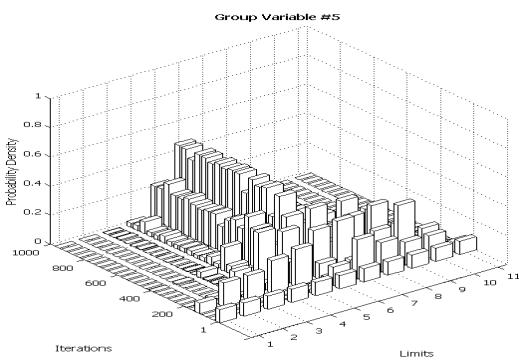
$$J = \tilde{J} + Mx_{ess} \quad (6)$$

که  $x_{ess}$  خطای حالت دائمی موقعیت، و  $M$  یک عدد مثبت به اندازه کافی بزرگ، مثلا  $M = 1000$  است.

**۴.۳.۷ بدست آوردن سیگنال تقویت از روی هزینه**  
برای آنکه تغییرات تابع چگالی احتمال مناسب باشد، در بدست آوردن سیگنال تقویت از روی هزینه باید به موارد زیر توجه داشته باشیم:  
۱- هزینه های نسبتا بالا منجر به تقویت صفر شوند،  
۲- هزینه های نسبتا پائین منجر به تقویت یک شوند،  
۳- تقویت متناظر با هزینه های مابین دو حد فوق، بین صفر و یک باشد.  
صفت نسبتا بستگی به مقادیر هزینه قبلی می باشد. یکی از توابع مناسب سیگنال تقویت رابطه (7) می باشد.



شکل (۱۲) روند تغییرات تابع چگالی احتمال گستته گروه چهارم



شکل (۱۳) روند تغییرات تابع چگالی احتمال گستته گروه پنجم

بازه بهینه هر گروه، بازه ای است که بیشترین احتمال را به خود اختصاص داده است. جدول (۲) بازه بهینه هر گروه متغیر را نشان می دهد.

جدول ۲- بازه بهینه هر گروه متغیر پس از انجام مرحله اول الگوی طراحی

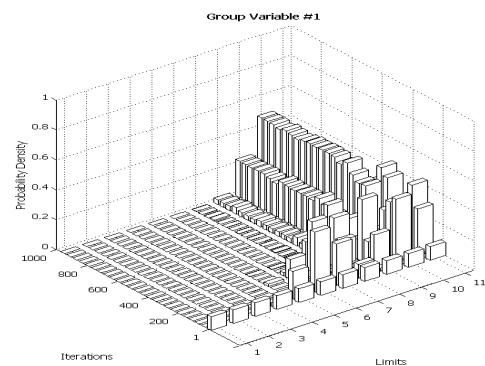
بازه بهینه	اندیس بازه بهینه	گروه متغیر
[۳۵, ۴۵]	۱۰	۱
[۵, ۱۵]	۷	۲
[-۵, ۵]	۶	۳
[-۵, ۵]	۶	۴
[-۵, ۵]	۶	۵

## ۶. آنوماتای یادگیری تقویتی پیوسته

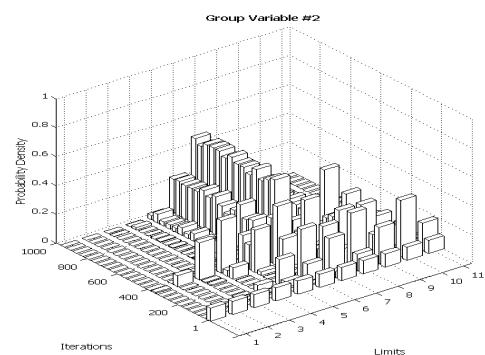
در مرحله دوم روش طراحی پیشنهادی مقاله، بازه های بدست آمده در مرحله اول استفاده شده و بهترین مقدار پارامتر سیستم کنترل در این بازه را بدست می آید. برای سیستم آونگ معکوس، آنچه باید بدان توجه شود آن است که ۱۶ متغیر از ساختار سیستم کنترل در هر گروه متغیر قرار دارد.

### ۶.۳. استخراج بهترین بازه از هر گروه متغیر

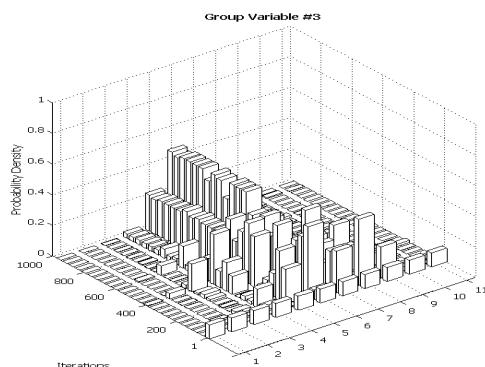
با تکرار روند بالا، احتمال بهترین بازه هر گروه متغیر افزایش یافته و احتمال سایر بازه ها کاهش می یابد. شکلهای (۹) تا (۱۳) روند تغییرات توابع چگالی احتمال پنج گروه متغیر را نشان می دهند.



شکل (۹) روند تغییرات تابع چگالی احتمال گستته گروه اول

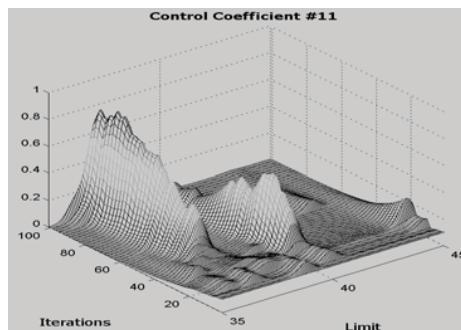


شکل (۱۰) روند تغییرات تابع چگالی احتمال گستته گروه دوم



شکل (۱۱) روند تغییرات تابع چگالی احتمال گستته گروه سوم

پس از مرحله دوم طراحی را نشان می‌دهند. این نتایج به ازای ۱۰۰ مرتبه تکرار و به ازای  $g_h = 0.8$  و  $g_w = 0.05$  حاصل شده است.



شکل (۱۴) روند تغییرات چگالی احتمال پیوسته ضرب کنترل بازدهم ( $A_3$ )

شمایتیک اتوماتیک یادگیری تقویتی پیوسته همانند اتوماتیک یادگیری تقویتی گسته است که در شکل (۶) نشان داده شده است.

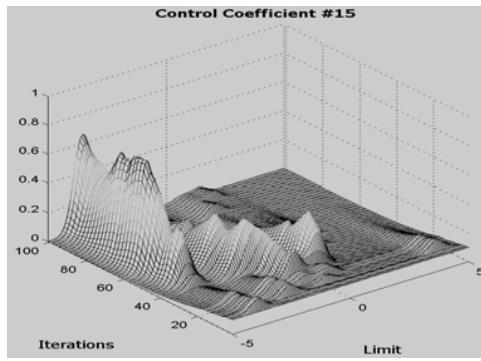
در این مرحله از طراحی برای محدود کردن فراجهش از موقعیت مرجع،

تابع هزینه را به صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$\tilde{J} = 10 \int_0^{\tau} e_x^2(t) dt + \int_0^{\tau} e_{\theta}^2(t) dt + Mx_{ss} \quad (14)$$

بدست آوردن سیگنال تقویت از روی هزینه همانند شمایتیک اتوماتیک یادگیری تقویتی گسته و از روی رابطه (۸) قابل محاسبه است. توابع چگالی احتمال در این مرحله از طراحی سیستم کنترل به صورت پیوسته هستند که در ابتدا به فرم یکنواخت تعریف می‌شوند.

$$f_i^{(0)}(x) = \begin{cases} \frac{1}{U_i - L_i} & x \in [L_i, U_i] \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (15)$$



شکل (۱۵) روند تغییرات چگالی احتمال پیوسته ضرب کنترل پانزدهم

که در آن  $L_i$  و  $U_i$  به ترتیب حد پایین و حد بالای بازه انتخاب شده گروهه متغیر است که متغیر سیستم کنترل  $i$ ام به آن تعلق دارد. تغییر توابع چگالی احتمال پیوسته مشابه حالت گسته و لی متفاوت اعمال می‌شود. این تغییر با استفاده از سیگنال تقویت و به صورت رابطه (۱۶) انجام می‌شود.

$$f_i^{(k+1)}(x) = \alpha_i (f_i^{(k)}(x) + \beta(J)H(x, x_i)) \quad (16)$$

در رابطه فوق، تابع  $H$  یک تابع گوسی است که به صورت رابطه (۱۷) تعریف می‌شود.

$$H(x, x_i) = \frac{g_h}{U_i - L_i} \exp\left(-\frac{(x - x_i)^2}{2(g_w(U_i - L_i)^2)}\right) \quad (17)$$

که در این رابطه،  $x_i$  متغیر کنترل انتخاب شده  $i$ ام،  $g_w$  و  $g_h$  به ترتیب عرض و ارتفاع تابع گوسی می‌باشد.

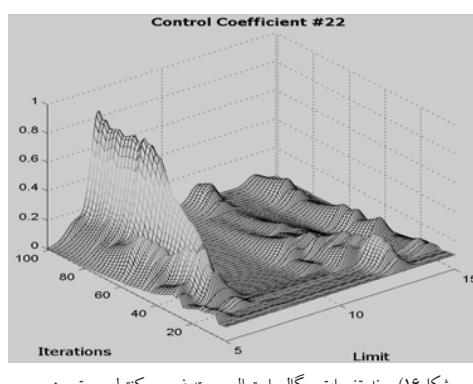
همچنین برای اینکه مساحت زیر نمودار هر یک از توابع چگالی احتمال برابر ۱ باشد،  $\alpha_i$  به صورت زیر محاسبه و منتظر می‌شود.

$$\alpha_i = \frac{1}{\int_{L_i}^{U_i} f_i^{(k)}(x) + \beta(J)H(x, x_i) dx} \quad (18)$$

انتخاب تصادفی متغیر کنترل نیز در مرحله دوم طراحی به صورت پیوسته و با احتمال تجمعی که از رابطه (۱۹) محاسبه می‌شود، انجام می‌گیرد.

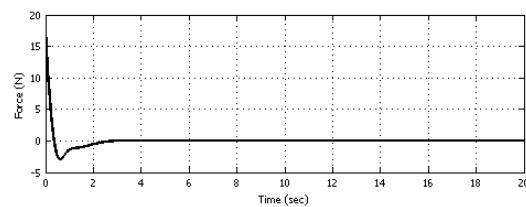
$$C_i(x) = \int_{L_i}^x f_i(x) dx \quad (19)$$

با تکرار فرایند فوق، چگالی احتمال بهترین مقدار ضرب کنترل افزایش می‌یابد. شکل های (۱۴) تا (۱۷) روند تغییرات چگالی احتمال سه ضرب کنترل،



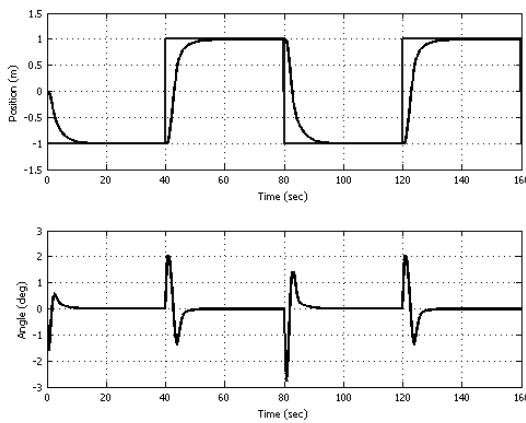
شکل (۱۶) روند تغییرات چگالی احتمال پیوسته ضرب کنترل بیست و دوم

بهترین مقدار هر ضرب در کنترل کننده فازی تاکاگی سوگو مقداری است که بیشترین مقدار چگالی احتمال را به خود اختصاص داده است. در شکل (۱۸) تغییرات تابع هزینه نشان داده شده است.



شکل (۲۲) تغییرات نیروی کنترل

همانطور که از شکلهای فوق بر می‌آید، کنترل فازی طراحی شده عملکرد بسیار خوبی داشته است و به علاوه انرژی کنترل نیز محدود می‌باشد. در شکل (۲۳) نیز نمودارهای موقعیت و زاویه برای حالتی که موقعیت مرجع سیگنال مربعی متناظر باشد، نشان داده شده است.



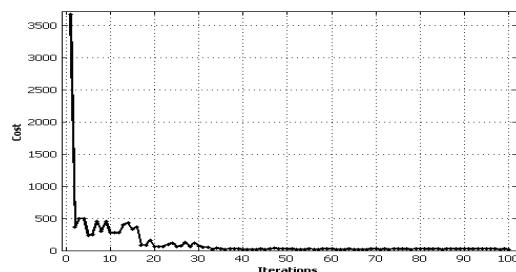
شکل (۲۳) تغییرات موقعیت افقی ارابه و زاویه آونگ

## ۸. نتیجه گیری

در این مقاله روشی جهت طراحی کنترل فازی تاکاگی سوگنو برای سیستم غیر خطی آونگ معکوس ارائه شد. روش طراحی ارائه شده به صورت خودکار بوده و نیازی به معادلات دینامیکی سیستم تحت کنترل ندارد. الگوی طراحی مذکور شامل دو مرحله می‌باشد، مرحله اول که اتماتای یادگیری تقویتی گستته بوده و بازه مناسب ضرایب کنترل تاکاگی سوگنو را بدست می‌آورد، و مرحله دوم که اتماتای یادگیری تقویتی پیوسته بوده و مقدار بهینه ضرایب کنترل را تعیین می‌کند. از آجاییکه تمامی مراحل طراحی به صورت عمومی بیان شده، براحتی می‌توان آن را برای دیگر سیستم‌های غیرخطی نیز بکاربرد.

## مراجع

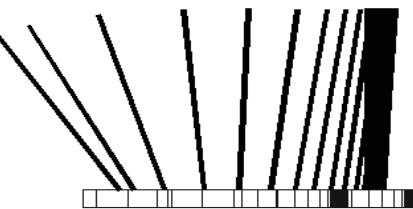
- [1] K. Tanaka, H. Wang, "Fuzzy Control Systems Design and Analysis", John Wiley & Sons Inc., 2001.



شکل (۱۸) نمایش خطی تغییرات تابع هزینه

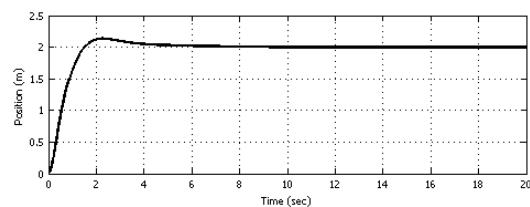
## ۷. بررسی نتایج شبیه سازی کامپیوتری

نتیجه اعمال کنترل کننده فازی تاکاگی سوگنو طراحی شده با روش پیشنهادی در این مقاله به سیستم آونگ معکوس با زاویه انحراف اولیه ۳۰ درجه، موقعیت اولیه صفر، سرعت افقی و سرعت زاویه ای صفر و موقعیت مرجع ۲ متر، در شکل (۱۹) نشان داده شده است.

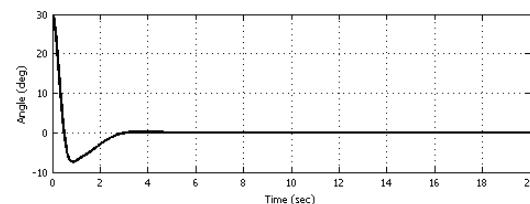


شکل (۱۹) اعمال کنترل بهینه طراحی شده به آونگ معکوس

نمودارهای موقعیت، زاویه و نیروی کنترل در شکل های (۲۰) تا (۲۲) آمده است.



شکل (۲۰) تغییرات موقعیت افقی ارابه و فرار گیری آن در موقعیت مرجع



شکل (۲۱) تغییرات انحراف زاویه ای آونگ و فرار گیری در موقعیت معلوم

- 
- [2] K. Tanaka, M. Sugeno, “Stability analysis and Design of Fuzzy Control Systems”, *Fuzzy sets and systems*, vol. 45, pp. 135-156, 1992.
- [3] G. Ren, Z. Hung-Xiu, “Analytical Design of Takagi-Sugeno Fuzzy Control Systems”, *American Control Conference*, pp. 1733-1738, 2005.
- [4] M. Akar, Ü. Özgüner, “Decentralized Parallel Distributed Compensator Design for Takagi-Sugeno Fuzzy Systems”, *Proceeding of 38<sup>th</sup> Conference on Decision & Control*, pp. 4834-4839, 1999.
- [5] A. Jadbabaie, M. Jamshidi, A. Titlie, “Guaranteed-Cost Design of Continuous-Time Takagi-Sugeno Fuzzy Controllers via Linear Matrix Inequalities”, *IEEE*, pp. 268-273, 1998.
- [6] K. Tanaka, T. Hori, H. Wang, “New Robust and Optimal Designs for Takagi-Sugeno Fuzzy Control Systems”, *International Conference on Control Application*, pp. 415-420, 1999.
- [7] M.Y. Shieh, C.W. Huang, T.H. Li, “A GA-based Sugeno-Type Logic Controller for Cart-Pole System”, *IEEE*, pp. 1028-1032.
- [8] M.N. Howell, M.C. Best, “On-line PID tuning for engine idle-speed control using continuous action reinforcement learning automata”, *Control Engineering Practice 8 147-154*, Elsevier Science Ltd., 2000.
- [9] M.N. Howell, T.J. Gordon, “Continuous action reinforcement learning automata and their application to adaptive digital filter design”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence 14 549–56*, Elsevier Science Ltd., 2001.

## جایابی بهینه سنسورها جهت تشخیص عیب

محمد جواد خسروجردی<sup>۱</sup>، نادر صفری شاد<sup>۲</sup>، رامین نیکو خواه<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup>دانشگاه صنعتی سهند تبریز، <sup>۲</sup>دانشگاه ویسکانسین - پلتول آمریکا، <sup>۳</sup>مرکز ملی تحقیقات انفورماتیک و کنترل فرانسه (INRIA)

<sup>۱</sup>khosrowjerdi@sut.ac.ir<sup>۲</sup>safarisn@uwplatt.edu<sup>۳</sup>ramine.nikoukhah@inria.fr

**چکیده:** در این مقاله مساله جایابی بهینه سنسورها جهت تشخیص عیب در سیستم های خطی تغییر ناپذیر با زمان (LTI) مورد بررسی قرار میگیرد. در اینجا با رویکردی جدید عیهای آشکارنایپذیر تعریف میشوند که منجر به توصیف ریاضی شفافی از مساله جایابی بهینه سنسورها جهت تشخیص عیب در حضور اغتشاشهای با انرژی محدود در فضای  $L_2$  خواهد شد. در این راستا با استفاده از الگوریتمی ساختار یافته میتوان جواب زیربهینه مساله بهینه سازی فوق را بدست آورد. در خاتمه با یک مثال عددی کاربرد روش ارایه شده در این مقاله نشان داده میشود.

واژه های کلیدی: تشخیص عیب، جایابی سنسورها، معادله جبری ریکاتی

**Abstract:** The problem of optimal sensor location for fault detection in Linear Time-Invariant (LTI) systems is considered. A novel characterization of undetectable faults is shown to give rise to a new optimal sensor location problem for fault detection in the presence of  $L_2$  disturbances. An algorithm is presented whereby suboptimal solutions to this problem can be determined. A numerical example is presented to illustrate the theory and execution of the algorithm.

**Keywords:** Fault Detection, Sensor Location, Algebraic Riccati Equation (ARE)

نصب شده باشند اطلاعات آنها جهت تشخیص به موقع عیب سود مند تر و موثرتر خواهد بود. بدین لحاظ در سالهای اخیر در کنار پژوهش در زمینه ارایه روش های تشخیص عیب مبتنی بر مدل مساله جایابی بهینه سنسورها با هدف نظرارت دقیق بر عملکرد سیستم های نیز توجه طراحان و مهندسان کنترل را برانگیخته است. عنوان مثال، در [۳] تا [۵] این مساله از دیدگاه تخمین مناسب حالت های سیستم مورد بررسی قرار گرفته است. در [۶] سیستم های غیرخطی بنویان بستر طرح مساله فوق انتخاب شده است. در [۷] از یک دیدگاه آماری از مساله جایابی سنسورها جهت اعمال نظارت بر ساختار مقادیر ویژه یک سیستم چند متغیره استفاده شده است. در [۸] مساله جایابی سنسورها با یک دیدگاه هندسی به مساله پایدار نمودن صفرهای انتقال سیستم های چند متغیره ارتباط داده شده است. و سرانجام در [۹] براساس رویکردی مبتنی بر نظریه حساسیت روشی برای تعیین محلهای مناسب در یک سیستم کنترل حلقه بسته جهت قراردادن سنسورها جهت تشخیص عیب ارایه شده است.

### ۱. مقدمه

در سالهای اخیر با پیچیده تر شدن سیستم های کنترل بسط و توسعه روش های تشخیص عیب مبتنی بر مدل های ریاضی در کانون توجه پژوهشگران قرار گرفته است [۱] و [۲]. هدف عدمه پژوهشگران مطابق شکل ۱ بر روی ارایه روش های کارآمد جهت طراحی فیلتری موسوم به مولد مانده متumer کر شده است. این فیلتر که در اساس یک رویکرد با ساختار ویژه است به گونه ای طراحی می شود تا با استفاده از اطلاعات موجود در ورودی  $u$  و خروجی  $y$  و در حضور اغتشاش  $w$  سیگنالی موسوم به سیگنال مانده  $v$  تولید نماید تا بتوان با پردازش سیگنال مانده موقع در مورد وقوع عیهای  $f$  در اجزای مختلف فرآیند نظری محركها و سنسورها تصمیم گیری نمود تا این طریق تمهدیات مناسبی جهت کاهش تاثیرات نامطلوب و گاهی مخرب آنها بر روی عملکرد فرآیند بکار گرفته شود. بدین ترتیب وجه مشترک روش های تشخیص عیب در پردازش اطلاعاتی است که سنسورهای مختلف در اختیار فیلتر مولد مانده قرار می دهند. بدیهی است چنانچه این سنسورها در محلهای مناسبی

## ۲. نمادها و پیش نیازهای ریاضی

نمادهای بکاررفته در این مقاله کاملاً استاندارد میباشد. اگر  $A$  و  $B$  ماتریسهای متقارن باشند، آنگاه  $A \geq B$  و  $A > B$  برتری بیانگر آن هستند که  $A - B$  ماتریسهای نیمه معین مثبت و ماتریسهای مثبت می باشند. ماتریسهای پایدارساز معادله جبری ریکاتی

$$A^T P + PA + PRP + Q = 0$$

است اگر  $P$  ماتریس متقارن حقیقی به گونه ای باشد که  $A + RP$  نیز هرویتر گردد. به جهت اجتناب از پیچیده شدن پیش از حد نمادها یک ماتریس تابع تبدیل  $G$  بر حسب ماتریسهای تحقق فضای حالت آن بصورت  $G := (A, B, C, D)$  نمایش داده می شود. فضای ماتریسهای تابع تبدیل حقیقی، گویا، سره و پایدار با  $RH_{\infty}$  نشان داده می شود. نماد  $\| \cdot \|_2$  نرم استاندارد است. به ازای هر اسکالار  $r > 0$  نماد  $\Omega_r$  توپی با شاعر  $r$  در فضای  $H_2$  را بصورت زیر نشان می دهد:

$$\Omega_r = \{w : \|w\|_2 \leq r\}$$

فضای توابع انگرال پذیر مربعی روی بازه  $[0, \infty)$  با نماد  $L_2$  مشخص می شوند. نماد اختصاری  $a.e$  بجای تقریباً همه جا بکار می رود. اندیس  $H_-$  برای یک ماتریس تابع تبدیل  $G$  بصورت زیر تعریف می شود

$$\|G\|_- = \inf_{\omega \in [0, \infty)} \sigma(G(j\omega))$$

که در آن  $\sigma$  بیانگر مقدار استabilitی حداقل است. لم زیر که در [11] آمده است امکان محاسبه اندیس  $H_-$  را با استفاده از معادله جبری ریکاتی میسر می سازد و در ادامه مقاله بکار خواهد رفت.

لم ۱. اسکالار  $\alpha > 0$  و  $\|G\|_- > \alpha$  اگر و فقط اگر  $\sigma(D) > \alpha$  و ماتریس متقارن  $Q$  وجود داشته باشد بقسمی که

$$Q(A + BR^{-1}D^T C) + (A + BR^{-1}D^T C)^T Q +$$

$$QBR^{-1}B^T Q + C^T(I + DR^{-1}D^T)C = 0$$

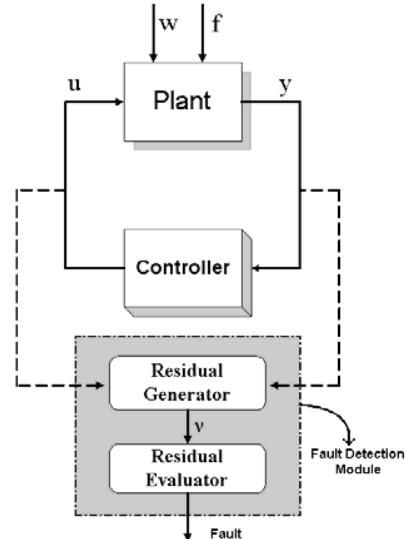
و ماتریس  $A + BR^{-1}D^T C + BR^{-1}B^T Q$  مقدار ویژه ای روی محور  $j\omega$  ندارد که در آن  $R := \alpha^2 I - D^T D < 0$

## ۳. عیهای آشکارنپذیر

در این بخش مجموعه عیهای آشکارنپذیر را برای سیستم های خطی تغییرنپذیر با زمان که تحت تاثیر اغتشاشهای متعلق به فضای  $L_2$  هستند تعریف می کنیم. سیستم خطی زیر را در نظر بگیرید

در این مقاله برخلاف کارهای انجام گرفته تا کنون توصیف ریاضی شفاف و منحصر بفردی از مساله جایابی بهینه سنسورها جهت تشخیص عیب برای سیستم های خطی تغییرنپذیر با زمان (LTI) که تحت تاثیر اغتشاشهای با انرژی محدود هستند ارایه می شود. خاستگاه این توصیف جدید مفهومی موسوم به عیهای آشکارنپذیر است که در بستری جدید تعریف می شوند که نتیجه آن ارایه معیار مهمی بنام آستانه آشکارنپذیری وزن دار است. بهینه سازی یک کران بالای این معیار روی تمام موقعیتهای ممکن سنسورها منجر به الگوریتمی ساختاریافته جهت یافتن جواب زیربهینه این مساله بهینه سازی می شود. علاوه بر این چنانکه خواهیم دید میتوان با تعمیم رویکرد بکاررفته در این پژوهش مسائل دیگری نظری مساله جایابی بهینه محركها و اجزای دیگر فرآیند جهت تشخیص عیب را نیز تعریف و حل نمود.

آنچه که در این مقاله خواهیم دید را می توان برتریب زیر خلاصه نمود. ابتدا مروری بر نمادها و پیش نیازهای ریاضی مطالب ارایه شده در مقاله خواهیم داشت. بدنبال آن مجموعه عیهای آشکارنپذیر و بدنبال آن آشکارنپذیری عیها در حضور اغتشاش تعریف می شوند. در ادامه با استفاده از تعاریف ارایه شده بستر ریاضی لازم جهت توصیف شفاف مساله جایابی بهینه سنسورها آمده می شود و نشان داده خواهد شد که با استفاده از الگوریتمی مبتنی بر معادله جبری ریکاتی می توان جواب زیربهینه آن را یافت. در خاتمه یک مثال عددی در مورد هواپیما بهمراه نتایج شبیه سازی کاربرد نظریه ارایه شده را نشان میدهد. شایان ذکر است که خلاصه ای از این مقاله در [10] ارایه شده است.



شکل ۱) سیستم کنترل حلقه بسته مجهر به واحد تشخیص عیب

وضعیت سیستم بدون عیب را توصیف می کند که خروجی آن بصورت زیر است

$$y_1 = G_1 u + G_2 w_1$$

که در آن  $w_1 \in \Omega_1$ . حال به ازای  $f \neq 0$  در فضای  $L_2$  رابطه (۲)

وضعیت سیستم با عیب را توصیف می کند

$$y_2 = G_1 u + G_2 w_2 + G_3 f$$

که در آن  $w_2 \in \Omega_1$ . اینک می توان عیهای آشکارنایپذیر را در فضای  $L_2$  بصورت زیر تعریف نمود.

**تعریف ۱.** عیب  $f$  را عیب آشکارنایپذیر در فضای  $L_2$  برای سیستم (۲) گویند اگر به ازای  $w_1, w_2 \in \Omega_1$  داشته باشیم  $w_1 = w_2 = y_1$ . بطور معادل،  $f$  عیب آشکارنایپذیر در فضای  $L_2$  است اگر متعلق به مجموعه زیر باشد

$$\bar{D} = \{f \in L_2 : G_2 \bar{w} = G_3 f, \text{ a.e. } \exists \bar{w} \in \Omega_2\}$$

تعریف مجموعه  $\bar{D}$  بطور طبیعی سوال مهمی را ایجاد می کند: بزرگترین عیب  $f$  در مجموعه  $\bar{D}$  که می تواند آشکارنایپذیر بماند کدام است؟ جهت پاسخگویی به این سوال مهم معیاری موسوم به آستانه آشکارنایپذیری وزن دار در مجموعه  $\bar{D}$  تعریف می کنیم.

**تعریف ۲.** فرض نمایید  $W$  ماتریس  $q \times q$  در فضای  $RH_\infty$  باشد، آنگاه

$$\gamma_\theta^* = \sup_{f \in D} \|Wf\|_2$$

آستانه آشکارنایپذیری وزن دار در مجموعه  $\bar{D}$  است.

قابل ذکر است که وجود ماتریس وزنی  $W$  در تعریف ۲ این امکان را میسر می سازد تا محاسبه بزرگترین عیب آشکارنایپذیر در فضای  $L_2$  در یک بازه فرکانسی دلخواه انجام پذیرد. لم زیر روشنی جهت محاسبه کران بالای  $\gamma_\theta^*$  ارایه می کند.

**لم ۲.** فرض کنید  $G_2$  صفری روی محور  $j\omega$  نداشته باشد و تجزیه ای بصورت  $G_2 = M^{-1}N$  داشته باشد که در آن  $N$  یک تابع هم-داخلی و  $M$  یک تابع خارجی هستند. همچنین ماتریس وزنی  $W$  در  $RH_\infty$  به گونه ای انتخاب شود که  $\|MG_3 W^{-1}\| \leq \gamma_\theta^*$ . آنگاه  $\gamma_\theta^* = 0$  در آن

$$\gamma_\theta = \frac{2}{\|MG_3 W^{-1}\|} \quad (3)$$

-**اثبات.** مطابق قضیه ۳۵-۳۶ در [۱۲]، از آنجایی که  $N$  یک تابع هم-

داخلی است لذا

$$\|MG_2\|_\infty = \|MM^{-1}N\|_\infty = \|N\|_\infty = 1$$

$$\begin{aligned} x &= Ax + B_1 u + B_2 w + B_3 f \\ y &= C_\theta x + D_1 u + D_2 w + D_3 f \end{aligned} \quad (1)$$

که در آن  $x \in R^n$  بردار حالت سیستم،  $u \in R^m$  ورودی کنترل شناخته شده،  $w \in R^l$  ورودی اغتشاش ناشناخته،  $f \in R^q$  عیهای احتمالی در محرك، سنسور و یا در اجزای فرآيند و  $y \in R^p$  خروجی اندازه گيري شده جهت تشخیص عیب می باشد. نماد  $C_\theta$  نشان می دهد که ماتریس  $A$  اندازه گیری به موقعیت سنسورها که با بردار  $\theta$  نشان داده شده است بستگی دارد. قابل ذکر است که در اینجا فرض می شود که  $\theta$  متعلق به یک مجموعه فشرده  $\Theta \in R^s$  می باشد. ماتریسهای ثابت  $A, B_i$  و  $C_i$  بعاد مناسب دارند.

نتایج ارایه شده در این پژوهش مستلزم این است که سیستم (۱) فرضهای محدودی را برآورده سازد که بشرح زیرند:

(I) ماتریس  $C_\theta$  به ازای تمام  $\theta \in \Theta \in R^s$  پوسته است.

(II) زوج  $(A, B_2)$  روی محور  $j\omega$  کنترل پذیر است و یا به ازای  $\forall \omega \in R$  رتبه سطري کامل دارد.

(III) به ازای  $\forall \theta \in \Theta$  زوج  $(C_\theta, A)$  آشکارپذیر است.

(IV) ماتریس  $D_2$  رتبه سطري کامل دارد.

(V)  $p = \dim(y) \geq q = \dim(f)$

قابل توجه است که فرض (I) جهت تضمین وجود یک جواب بهینه برای موقعیت سنسورها ضروری است. فرضهای (II) تا (IV) در مباحث مربوط به فیلتر کالمن [۱۲] استاندارد هستند. فرض (V) تضمین می کند که اندازه گیریهای کافی از فرایند جهت تشخیص عیب وجود دارند.

**تفکه ۱.** اگرچه در این مقاله جایابی بهینه سنسورها در نظر گرفته شده است اما می توان مسائلی بهینه سازی دیگری نظیر جایابی بهینه محركها و اجزای سیستم را نیز جهت تشخیص عیب تعریف نمود که برای این منظور کافی است ماتریسهای  $A$  و  $B_i$  و  $D_i$  را در سیستم (۱) وابسته به پارامتر  $\theta$  در نظر گرفت و روش ارایه شده در این مقاله را با تغییراتی اعمال نمود.

حال می توان خروجی سیستم (۱) را در حوزه فرکانس بصورت زیر بیان نمود

$$y = G_1 u + G_2 w + G_3 f \quad (2)$$

که در آن به ازای  $i = 1, 2, 3$  داریم

$$G_i = C_\theta (sI - A)^{-1} B_i + D_i$$

اینک جهت تعريف عیهای آشکارنایپذیر در فضای  $L_2$  رابطه (۲) را تحت دو وضعیت مختلف در نظر می گیریم. ابتدا به ازای  $f = 0$  رابطه (۲)

#### ۴. مساله جایابی بهینه سنسورها

مطابق تعریف ۳ کارایی یک مولد مانده مبتنی بر رویتگر که جهت تشخیص عیب بکار می‌رود با قرار دادن سنسورها در موقعیتهايی که  $\gamma_\theta$  حداقل می‌شود بهبود می‌یابد. در حقیقت چنین رویکردی مجموعه  $D$  از عیهای آشکارپذیر مقاوم را گسترش می‌دهد. این موضوع انگیزه قوی جهت تعریف جدیدی از مساله جایابی بهینه سنسورها محسوب می‌شود.

**مساله ۱.** سیستم (۱) را در نظر بگیرید. بردار  $\theta \in \Theta$  را به گونه‌ای

باید که  $\gamma_\theta$  حداقل شود و یا بعبارت دیگر،

$$\inf_{\theta \in \Theta} \frac{2}{\|MG_3W^{-1}\|_-} \quad (4)$$

اینک براحتی دیده می‌شود که مساله ۱ معادل با مساله بهینه سازی زیر است.

**مساله ۲.** سیستم (۱) را در نظر بگیرید. بردار  $\theta \in \Theta$  را به گونه‌ای

باید که

$$\sup_{\theta \in \Theta} \|G_\theta\|_- \quad (5)$$

که در آن  $G_\theta = MG_3W^{-1}$

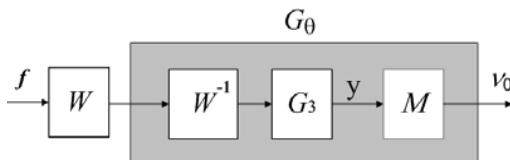
شایان ذکر است که در مساله ۲  $MG_3 \in RH_\infty$  زیرا  $MG_3$  تحقق فضای حالت بصورت هرویت است و می‌توان نشان داد که  $MG_3$  تحقق فضای حالت بصورت زیر دارد

$$MG_3 := (A - LC_\theta, B_3 - LD_3, V^{-0.5}C_\theta, V^{-0.5}D_3)$$

لذا به ازای یک ماتریس وزنی مناسب  $W \in RH_\infty$  داریم

$$0 < \|G_\theta\|_- \leq \|G_\theta\|_\infty, \quad \forall \theta \in \Theta$$

با توجه به شکل ۲، مساله ۲ تغییر جالبی دارد. مطابق شکل ۲ مساله جایابی بهینه سنسورها بمترله حداکثرسازی کمترین بهره ماتریس انتقال  $G_\theta$  روی مجموعه  $\Theta$  است. در این شکل  $V_0 = G_\theta W f$  مولفه غیراغتشاشی سیگنال مانده  $V$  محسوب می‌شود.



شکل ۲ سیستم مولد مانده جهت تولید مولفه غیراغتشاشی سیگنال مانده

حال با استفاده از لم ۱ الگوریتمی ساختاریافته جهت محاسبه جواب زیربهینه مساله ۲ ارایه می‌کنیم.

**الگوریتم I :** داده‌های  $(A, B_2, B_3, D_2, D_3)$  داده شده اند.

مراحل زیر را بر ترتیب اجرا نمایید:

فرض کنید  $f \in \overline{D}$  آنگاه به ازای  $\bar{w} \in \Omega_2$  داریم

$$MG_2 \bar{w} = MG_3 f$$

لذا خواهیم داشت  $\|MG_2 \bar{w}\|_2 = \|MG_3 f\|_2$  و داریم

$$\|MG_2\|_- \|\bar{w}\|_2 \leq \|MG_2 \bar{w}\|_2 \leq \|MG_2\|_\infty \|\bar{w}\|_2 \leq 2$$

علاوه بر این

$$\|MG_3 W^{-1}\|_- \|Wf\|_2 \leq \|MG_3 W^{-1} Wf\|_2 \leq 2$$

نتیجه می‌دهد که

$$\|Wf\|_2 \leq \frac{2}{\|MG_3 W^{-1}\|_-}$$

بنابراین

$$\gamma_\theta^* = \sup_{f \in D} \|Wf\|_2 \leq \frac{2}{\|MG_3 W^{-1}\|_-} = \gamma_\theta$$

**نکته ۲.** می‌توان نشان داد که تابع خارجی  $M$  در  $\gamma_\theta^*$  تحقق فضای حالتی بصورت زیر دارد [۱۲].

$$\hat{x} = (A - LC_\theta) \hat{x} + Ly$$

$$\hat{v} = V^{-0.5} (-C_\theta \hat{x} + y)$$

که در آن  $V = D_2 D_2^T + PC_\theta^T V^{-1}$  و  $L = (B_2 D_2^T + PC_\theta^T)V^{-1}$  بعلاوه

طبق فرضهای (II) تا (IV) همواره  $V_2 > 0$  و  $P = P^T \geq 0$  جواب

پایدارساز منحصرپرداز معادله جبری ریکاتی

$$(A - B_2 D_2^T V^{-1} C_\theta)P + P(A - B_2 D_2^T V^{-1} C_\theta)^T -$$

$$PC_\theta^T V^{-1} C_\theta P + B_2(I_1 - D_2^T V^{-1} D_2)B_2^T = 0$$

می‌باشد. نکته جالب در این است که این تحقق فضای حالت ساختاری یک مولد مانده مبتنی بر رویتگر را دارد که در آن  $V$  سیگنال مانده جهت

تشخیص وقوع عیب است [۳].

اینک همه چیز آماده است تا تعریف دقیقی از آشکارپذیری عیب در حضور اغتشاشهای  $L_2$  که موسوم به آشکارپذیری مقاوم عیب است ارایه نماییم [۱۰].

**تعریف ۳.** عیب  $f$  آشکارپذیر مقاوم است اگر  $f$  متعلق به مجموعه  $D = \{f \in L_2 : \|Wf\|_2 > \gamma_\theta\}$  باشد.

همانطوریکه در [۱۰] نشان داده شده است تعریف فوق معادل تعریف دیگری است که برای آشکارپذیری عیها در مقالات تشخیص عیب ارایه شده است.

در بخش آینده با استفاده از تعریف فوق توصیف ریاضی شفافی از مساله جایابی بهینه سنسورها ارایه می‌نماییم.

$$x = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -0.86939 & 43.232 \\ 0 & 0.99335 & -1.3411 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} w + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 1 \\ 0.5 & 0 \end{bmatrix} f$$

که در آن

$$c_{12}(\theta) = 0.137 + 0.86939\theta,$$

$$c_{13}(\theta) = 27.61 - 43.223\theta$$

و  $\theta \in \Theta = [-0.15758, 0.63878]$  موقعیت شتاب سنج بر حسب فوت (ft) است. در اینجا  $f$  عیهای احتمالی در سیستم های انحراف بالابر و شهر هاوپیما را نشان می دهد. هدف اصلی تعیین موقعیت  $\theta$  جهت تشخیص موقع وقوع عیب  $f$  است. ماتریس  $W$  بصورت زیر انتخاب شده است.

$$W(s) = \frac{0.1}{s+0.1} I$$

با استفاده از یک برنامه در محیط Scilab ، الگوریتم I بخش قبل پیاده سازی شده و  $\alpha^*$  بر حسب موقعیت  $\theta$  در شکل ۴ رسم شده است. همانطوری که این شکل نشان می دهد  $\gamma_\theta$  تقریباً در موقعیت  $\theta^* = 0.2$  حداکثر شده است و لذا  $\theta = 0.2$  میتواند انتخاب مناسبی برای قراردادن شتاب سنجها باشد. در شکل های ۶ تا ۹ سیگال مانده  $V_2$  جهت تشخیص عیب به ازای مقادیر مختلف  $\theta$  نشان داده شده اند. این شکلها وضعیت سیگال مانده  $V_2$  را به ازای وقوع یک عیب ناگهانی با دامنه  $f_2 = 1^\circ$  مطابق شکل ۵ در سیستم شهر هاوپیما نشان می دهد. همانطوری که در این نتایج شبیه سازی دیده می شود حساسیت سیگال مانده  $V_2$  نسبت به عیب  $f_2$  وقتی  $\theta^* = 0.2 \rightarrow \theta^* = 0.2$  افزایش می یابد.

## ۶. نتیجه گیری

در این مقاله مساله جایابی بهینه سنسورها جهت تشخیص عیب در سیستم های تغییرناپذیر با زمان (LTI) مورد بررسی قرار گرفت. ابتدا عیهای آشکارناپذیر با ارایه معیاری موسوم به آستانه آشکارناپذیر وزن دار تعریف شدند و با استفاده از آن تعریفی برای عیهای آشکارناپذیر مقاوم ارایه گردید. در ادامه مساله جدیدی جهت جایابی بهینه سنسورها در حضور اختشاشهای  $L_2$  بهمراه الگوریتمی ساختار یافته جهت محاسبه جواب آن ارایه گردید.

**مرحله ۱ :** بردار  $\theta \in \Theta$  را به نحوی انتخاب نماید که زوج آشکارناپذیر باشد.

**مرحله ۲ :** ماتریس وزنی  $W$  را طوری انتخاب نماید که ماتریس تابع تبدیل  $G_\theta = MG_3 W^{-1}$  در فضای  $RH_\infty$  تحقق فضای حالتی بصورت  $G_\theta := (\hat{A}_\theta, \hat{B}_\theta, \hat{C}_\theta, \hat{D}_\theta)$  داشته باشد و ماتریس  $\hat{D}_\theta$  نیز رتبه سوتونی کامل داشته باشد.

**مرحله ۳ :** با استفاده از تکرار روی اسکالار  $\alpha > 0$  به ازای  $\theta_0 \in \Theta$  حداکثر مقدار  $\alpha$  را به گونه ای بیانید که  $\|G_{\theta_0}\|_< \alpha$ . این مقدار  $\alpha^*$  را بنماید.

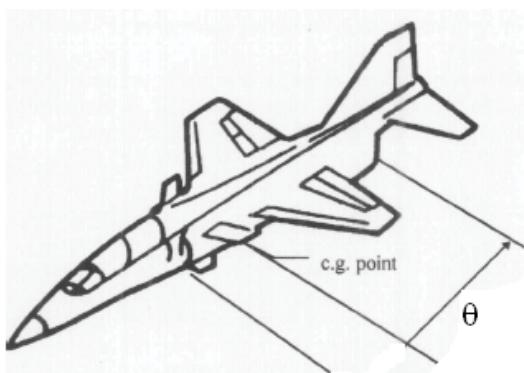
**مرحله ۴ :** در مجموعه  $\Theta$  بردار  $\theta_1$  را بنحوی انتخاب نماید که  $\theta_1 \neq \theta_0$  و مجدداً مراحل ۲ و ۳ را تکرار کنید.

**مرحله ۵ :** مقدار مطلوب  $\theta$  متضطرر با بیشترین مقدار  $\alpha^*$  را انتخاب نمایید.

الگوریتم فوق بر احتی توسعه نرم افزارهای عددی استاندارد موجود نظیر Matlab [۱۳] یا Scilab قابل پیاده سازی است. در بخش بعدی نمونه ای از کاربرد الگوریتم فوق روی یک مثال عملی نشان داده می شود.

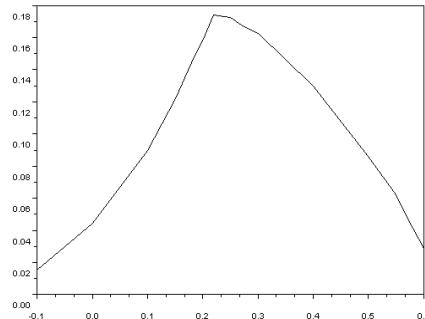
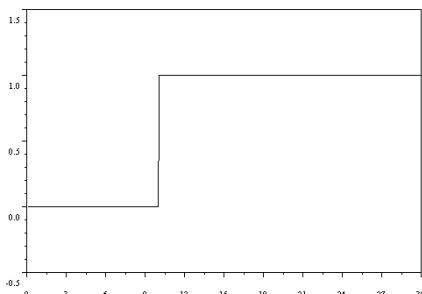
## ۵. یک مثال عددی

جهت نشان دادن کاربرد نتایج بدست آمده در این پژوهش مساله جایابی شتاب سنجها جهت تشخیص عیب در یک هاوپیما مدل AFT/F-16 را که در [۸] توصیف شده است مطابق شکل ۳ در نظر می گیریم



شکل ۳ موقعیت شتاب سنجها جهت تشخیص عیب در یک هاوپیما مدل AFT/F-16 در خطی شده هاوپیما AFT/F-16 در یک شرایط پروازی نامی با ارتفاع  $h=3000$  ft و عدد ماخ  $M=0.6$  بصورت زیر داده شده است

- [۸] D. Kim and Y. Kim, "Optimal Sensor Location for Robust Fault Detection Filter," *IMechE*, Vol. 213 pp. 13-21, 1999.
- [۹] Y. Xu and J. Jiang, "Optimal Sensor Location in Closed-Loop Control Systems for Fault Detection and Isolation," in *Proceeding of the American Control Conference*, Chicago, Illinois, pp. 1195-1199, June 2000.
- [۱۰] M. J. Khosrowjerdi, N. Safari-Shad and R. Nikoukhah, "Optimal Sensor Location for Robust Fault Detection," in *Proceeding of European Control Conference (ECC)*, Kos, Greece, July, 2007.
- [۱۱] L. Jian, L. W. Jian, and Y. Guang-Hong, "An LMI Approach to Minimum Sensitivity Analysis with Application to Fault Detection," *Automatica*, vol. 41, pp. 1995-2004, 2005.
- [۱۲] K. Zhou, J. C. Doyle and K. Glover, *Robust and Optimal control*, Prentice-Hall: Englewood Cliffs, NJ, 1996.
- [۱۳] S. L. Campbell and R. Nikoukhah, *Modelling and Simulation in Scilab/Scicos*, Springer, 2005.

شکل ۴) رسم  $\alpha^*$  بر حسب  $\theta$ 

شکل ۵) عیب محرک

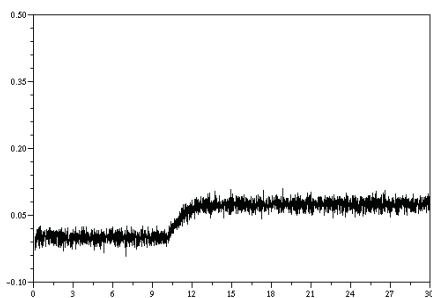
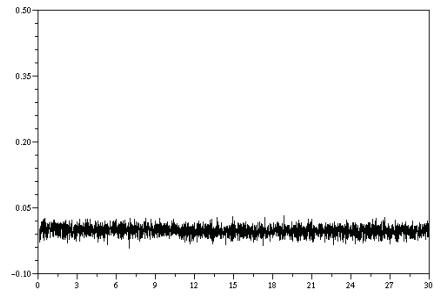
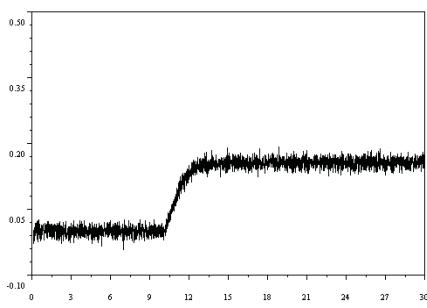
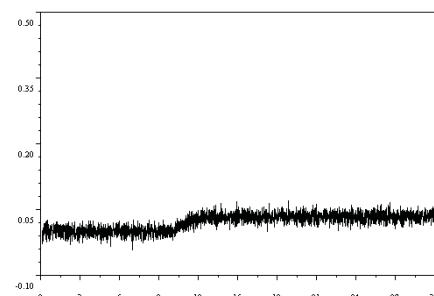
علاوه بر این رویکرد ارایه شده در این مقاله را می توان جهت تعریف و حل مسائل مهم دیگری نظری مساله جایابی بهینه محرکها و یا اجزای دیگر سیستم جهت تشخیص عیب بکار برد. موضوع مهم دیگری که می تواند دنباله طبیعی پژوهش حاضر باشد پاسخ به این سوال مهم است که اصولاً در یک سیستم کنترل حلقه بسته کنترل کننده چه تاثیری روی معیار آستانه آشکارپذیری وزن دار  $\gamma_\theta$  دارد؟ یا عبارت دیگر، اگر جایابی سنسورها به گونه ای باشد که جهت بهبود تشخیص عیب  $\gamma_\theta$  حداقل گردد این موضوع چه تاثیری روی عملکرد سیستم کنترل حلقه بسته خواهد داشت؟

### سپاسگزاری

در این پژوهش کار اولین نویسنده طبق قراردادی بشماره ۳۰/۹۴۰ توسط معاونت پژوهشی و برنامه ریزی دانشگاه صنعتی سهند تبریز حمایت مالی و تجهیزاتی شده است.

### مراجع

- [۱] Y. Chen and R. J. Patton, *Robust Model-Based Fault Diagnosis for Dynamic Systems*, Kluwer Academic Publishers, London, Prentice Hall, 1999.
- [۲] R. J. Patton, P. Frank, and R. Clark, *Issues of Fault Diagnosis for Dynamic Systems*, Springer Verlag, London, 2000.
- [۳] K. Raman, "Optimization of measurement Schedules and Sensor Designs for Linear Dynamic Systems", *IEEE Transaction on Automatic Control*, Vol. AC-21, No. 1, pp. 55-64, Feb. 1976.
- [۴] M. Morari and O'Dowd, "Optimal Sensor Position in the Presence of Nonstationary Noise," *Automatica*, Vol. 16, No.5, pp. 463-480, 1980.
- [۵] A. Arbel, "Sensor placement in Optimal Filtering and Smoothing Problems," *IEEE Transaction on Automatic Control*, Vol. AC-27, No. 1, pp. 94-98, Feb. 1982.
- [۶] K. Watanabe, M. Sasaki, and D. M. Himmelblau, "Determination of Optimal Measuring Site for Fault detection of Nonlinear Systems," *Int. Journal System Science*, Vol. 16, pp. 1345-1367, Nov. 1985.
- [۷] M. Basseville, A. Benveniste, G. V. Moustakides and A. Rougee, "Optimal Sensor Location for Detecting Changes in Dynamical Behavior," *IEEE Transaction on Automatic Control*, Vol. AC-32, No. 12, pp. 1067-1075, Dec. 1987.

شکل ۵) سیگنال مانده  $V_2$  به ازای  $\theta = 0.4$ شکل ۶) سیگنال مانده  $V_2$  به ازای  $\theta = 0.6$ شکل ۷) سیگنال مانده  $V_2$  به ازای  $\theta = 0.2$ شکل ۸) سیگنال مانده  $V_2$  به ازای  $\theta = 0.5$

## کنترل تطبیقی سیستم آشوبی همسان لرنز-لو-چن

فریبهر حقيقة دار فشار کی<sup>۱</sup>، محمد عطایی<sup>۲</sup>

فارغ التحصیل کارشناسی ارشد برق-قدرت دانشگاه اصفهان<sup>۱</sup>، استادیار گروه الکترونیک دانشگاه اصفهان<sup>۲</sup>

mataei1971@yahoo.com<sup>۱</sup>، fr\_haghigat@yahoo.com<sup>۲</sup>

**چکیده:** در این مقاله یک کنترلگر تطبیقی برای کنترل سیستم آشوبی همسان لرنز-لو-چن ارائه می‌گردد. به این منظور، ترکیبی از فیدبکهای خطی با بهره‌های ثابت و تطبیقی و فیدبک غیرخطی تطبیقی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این راستا، انتخاب فیدبک حالت غیرخطی با استفاده از روش مستقیم لیپانف صورت می‌گیرد و پایداری مجانبی سیستم نامعین همسان لرنز-لو-چن در یک نقطه تصادفی از چنبره عمومی نقاط تعادل آن، در قالب یک لم تضمین می‌گردد. در ادامه، با افزودن سیگالهای فیدبک خطی به سیستم کنترل شده در مرحله نخست، پایداری مجانبی سیستم کنترل شده نهایی در هر نقطه دلخواه از چنبره مذکور، حاصل می‌گردد. اثبات این مطلب نیز با استفاده از روش غیرمستقیم لیپانف صورت می‌گیرد. در پایان برای نشان دادن عملکرد مناسب کنترلگر پیشنهادی در پایدارسازی سیستم آشوبی همسان لرنز-لو-چن، نتایج شبیه سازی اعمال این کنترلگر به سیستم، در شرایط مختلف، حتی در شرایطی که نوع سیستم و نقطه تعادل مطلوب بطور توان تغییر می‌کند، ارائه می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: کنترل تطبیقی، سیستم آشوبی همسان لرنز-لو-چن، تئوری پایداری لیپانف

**Abstract:** In this paper an adaptive controller for the Unified chaotic system is presented. For this purpose, a combination of linear feedbacks with constant and adaptive gains and a non-linear adaptive state feedback is used. In this way, the Lyapunov's direct method is used to select the suitable non-linear state feedback. Moreover, the asymptotic stability guarantee of the uncertain Unified chaotic system in a stochastic point on the general manifold of its equilibrium points is proved in a lemma by using non-linear feedback controller. Then, the asymptotic stability of the final controlled system in any desired point on the mentioned manifold is guaranteed by adding the linear feedback signals to the prior controlled system. This subject is proved, by using the Lyapunov's indirect method. Finally, the simulation results related to applying the controller to the Unified chaotic system, in different cases, even when simultaneous-changing of the system type and the desired equilibrium point occurs are provided to show the well-acceptable performance of the proposed controller.

**Keywords:** Adaptive Control, Unified Chaotic System, Lyapunov's Stability Theory.

الکترونیک قدرت [۳]، مهندسی پزشکی [۴]، سیستمهای بیولوژیکی [۵] و واکنشهای شیمیایی [۶] بکار رود. بنابراین لزوم کنترل آشوب کاملاً مشخص گردیده و بر این اساس، پس از ارائه روش OGY توسعه ات<sup>۱</sup>، گربوگی<sup>۲</sup> و یورک<sup>۳</sup> در زمینه کنترل سیستمهای آشوبی [۷]، کنترل آشوب در دو دهه اخیر، بطور گسترده مورد توجه محققین قرار گرفته است. یکی از سیستمهای آشوبی که به سبب قابلیت مناسب آن در نمایش ویژگی‌های رفتار آشوبگونه

### ۱. مقدمه

پدیده آشوب و بررسی وقوع آن در شاخه‌های مختلف علوم در چند دهه اخیر بطور گسترده مورد مطالعه قرار گرفته است. امروزه در برخی از موارد مانند تحریک مددآشوبی در عملکرد کاتالیزگرهای شیمیایی [۸] و مدولاسیون آشوبی در مخابرات امن [۹]، این پدیده می‌تواند مفید واقع شود. ولی در اغلب موارد، مطالعه آشوب می‌تواند بعنوان ابزاری جهت تحلیل رفتار غیرخطی ظاهر شده در بسیاری از سیستمهای در شاخه‌های مختلفی از علوم مانند

<sup>1</sup> Ott  
<sup>2</sup> Grebogi  
<sup>3</sup> Yorke

ربایندهای آشوبی مشابه اما با تپولوژی متفاوت نسبت به سیستم لرنز بودند. نهایتاً، لو و دستیارنش در سال ۲۰۰۲ با درنظر گرفتن قبودی بر ضرایب بخش خطی معادلات حالت سه سیستم فوق الذکر، موفق شدند فرم واحدی را برای معادلات این سه سیستم پیشنهاد دهند [۲۰]. سیستم آشوبی ترکیب شده، تحت عنوان سیستم همسان لرنز-لو-چن و با رابطه زیر معرفی می‌شود.

$$\begin{cases} \dot{x} = (25\alpha + 10)(y - x) \\ \dot{y} = (28 - 35\alpha)x - xz + (29\alpha - 1)y \\ \dot{z} = xy - \frac{\alpha + 8}{3}z \end{cases} \quad (1)$$

سیستم آشوبی فوق، به ازای  $\alpha \in [0, 1]$  دارای رفتار آشوبی است. این سیستم وقتی  $\alpha \in [0, 0.8]$  باشد، سیستم عمومی لرنز نامیده می‌شود. وقتی  $\alpha = 0.8$  باشد، تبدیل به سیستم عمومی لو می‌گردد و وقتی  $\alpha \in (0.8, 1]$  باشد سیستم عمومی چن، خوانده می‌شود.

با تعریف پارامترهای جدید  $a, b, c$  و  $d$ ، مطابق با روابط زیر:

$$\begin{cases} a = 25\alpha + 10 \\ b = 28 - 35\alpha \\ c = 29\alpha - 1 \\ d = \frac{\alpha + 8}{3} \end{cases} \quad (2)$$

می‌توان معادلات حالت سیستم آشوبی همسان لرنز-لو-چن را بصورت معادلات (۳) بازنویسی نمود.

$$\begin{cases} \dot{x} = a(y - x) \\ \dot{y} = bx - xz + cy \\ \dot{z} = xy - dz \end{cases} \quad (3)$$

در بسیاری از سیستمهایی که رفتار دینامیکی آنها با استفاده از معادلات سیستم همسان لرنز-لو-چن توصیف می‌شود، پارامتر  $b$ ، ظاهر شده در روابط (۲) و (۳) بعنوان یک پارامتر قابل کنترل مطرح است. عنوان مثال، رفتار آشوبی سیالات بهنگام وقوع پدیده همراه گرمایی، با معادلات لرنز توصیف می‌شود [۱۵ و ۱۶]. در این مورد پارامتر  $b$  ذکر شده در بالا، که متناظر با عدد رالی<sup>۴</sup> در فرم سنتی سیستم لرنز می‌باشد، متناسب با حرارت اعمال شده به نیمه تحتانی سیال خواهد بود. از این‌رو در طراحی کنترلگر پیشنهادی، یکی از سیگنالهای کنترلی به پارامتر  $b$  افزوده می‌شود. مطابق با اغلب روش‌هایی که تا کنون برای کنترل سیستم همسان لرنز-لو-چن، پیشنهاد شده است، قانون کنترل می‌تواند با مشتق حالت‌های سیستم جمع شود. در این مقاله، سیگنال کنترل دوم که یک سیگنال فیدبک خطی با بهره ثابت است، با مشتق متغیر حالت  $X$  سیستم جمع می‌شود.

در چند سال اخیر مورد مطالعه و تحقیق فراوان قرار گرفته، سیستم آشوبی همسان لرنز-لو-چن است [۱۴-۸]. مطالعات اخیر نشان می‌دهد که تغییر شکل ظاهری پارامترهای سیستم مذکور، موجب بروز ویژگی‌های خاصی از رفتارهای آشوبی‌گونه در این سیستم می‌گردد [۸-۱۰]. بنابراین پرداختن به مبحث کنترل این سیستم با وجود نامعینی یا تغییرات در پارامترهای آن موضوع مفید و جذابی است.

در بسیاری از مقالات منتشر شده در زمینه کنترل آشوب، معلوم بودن مقدار دقیق پارامترهای مدل سیستم، یک فرض اساسی برای استخراج موقوفیت آمیز کنترلگر می‌باشد [۱۵ و ۱۶]. اما در شرایط واقعی تمام یا برعی از پارامترهای مدل سیستم، ناشناخته یا غیر قطعی هستند و علاوه بر آن می‌توانند به آهستگی و یا بطور ناگهانی تغییر کنند. بنابراین استخراج یک کنترلگر تطبیقی برای کنترل سیستمهای آشوبی با وجود پارامترهای ناشناخته یا غیر قطعی بسیار حائز اهمیت بوده و تاکنون مورد توجه برعی از محققین قرار گرفته است [۱۱-۱۴].

آنچه که در این مقاله مدنظر می‌باشد، ارائه یک کنترلگر تطبیقی برای پایدارسازی مجانبی سیستم آشوبی همسان لرنز-لو-چن در هر نقطه دلخواه از یک چنبره خاص در فضای متغیرهای حالت سیستم است. این چنبره را از این به بعد چنبره عمومی نقاط تعادل سیستم می‌نامیم. کنترل سیستم موردنظر با استفاده از ترکیب فیدبک غیرخطی تطبیقی و سیگنالهای فیدبک خطی با بهره‌های ثابت و تطبیقی صورت می‌پذیرد. بطوریکه کنترلگر پیشنهادی دارای عملکرد مقاوم و تطبیق پذیر نسبت به نامعینی و تغییر در پارامترهای سیستم است.

در ادامه، مدل سیستم تحت مطالعه و نحوه انتخاب ورودی‌های کنترلی سیستم، در بخش دوم معرفی می‌شود. در بخش سوم، هدف از طراحی کنترلگر شرح داده می‌شود. در بخش چهارم مراحل طراحی کنترلگر پیشنهادی مطرح و مباحث مربوط به تضمین پایداری سیستم کنترل شده، در قالب دولم به همراه اثبات آنها، ارائه می‌گردد. در بخش پنجم، تابع شیوه سازی مربوط به انجام چند آزمایش مختلف بر روی سیستم تحت مطالعه ارائه می‌شود و جمع بندی و نتیجه گیری در بخش ششم صورت می‌گیرد.

## ۲. مدل سیستم تحت مطالعه و انتخاب ورودی‌های کنترلی

در سال ۱۹۶۳<sup>۱</sup>، لرنز<sup>۲</sup> اولین رباینده آشوبی کلاسیک را کشف نمود [۱۷]. سال‌ها پس از آن، سیستم چن<sup>۳</sup> در سال ۱۹۹۹ توسط چن و ویتا [۱۸] و سیستم لون<sup>۴</sup> در سال ۲۰۰۲ توسط لو و چن [۱۹] معرفی گردید که هر دو دارای

<sup>1</sup> Lorenz

<sup>2</sup> Chen

<sup>3</sup> Lü

<sup>4</sup> Rayleigh

### ۳. هدف از طراحی کنترلگر

حالت دوم سیستم کنترل شده، سیستم حاصل در یک نقطه تصادفی و نه دلخواه، اما دارای فرم عمومی ذکر شده در بالا، پایدار مجذوبی گردد. در مرحله دوم، با افزودن سیگنانلهای فیدبک خطی مناسب به سیستم کنترل شده مرحله نخست، هدف نهایی از کنترل سیستم همسان لرنز-لو-چن که در بخش سوم شرح داده شد، محقق می‌شود. در ادامه، جزئیات طراحی کنترلگر در دو گام و در قالب دو لم به همراه اثبات آن ارائه می‌گردد.

**لم ۱:** سیستم کنترل شده همسان لرنز-لو-چن، که معالات حالت آن در رابطه (۶) داده شده است را در نظر می‌گیریم. این سیستم با انتخاب سیگنانلهای کنترل  $u_1$  و  $u_2$  بصورت،

$$\begin{cases} u_1 = 0 \\ u_2 = z + g \end{cases} \quad (7)$$

که در آن پارامتر  $g$  مطابق با رابطه،

$$\dot{g} = x^2 - xy \quad (8)$$

به روز می‌شود، در یک نقطه تصادفی واقع بر چنبره عمومی نقاط تعادل سیستم، داده شده با رابطه (۴) بطور مجذوبی پایدار می‌گردد.

**اثبات:** در قانون کنترل داده شده با رابطه (۷)، جمله اول در سیگنانل کنترلی  $u_2$  وظیفه حذف بخش غیرخطی معادله حالت دوم سیستم کنترل شده را بر عهده دارد. و اگر پارامتر کنترلی  $g$ ، مقدار نامی  $-(b+c)$  را اختیار کنند، امکان همسان سازی حالتهای تعادلی اول و دوم سیستم کنترل شده فراهم می‌گردد. ولیکن بدلیل ناعین بودن پارامترهای سیستم، در اینجا مقدار دقیق  $g_1$ ، نامعلوم است. اکنون با استفاده از متغیرهای سیستم کنترل شده، یعنی کمیتهای  $(x, y, z, g)$ ، متغیرهای کمکی  $w$  و  $\tilde{g}$  را بترتیب با روابط (۹) و (۱۰) تعریف می‌کنیم.

$$w = y - x \quad (9)$$

$$\tilde{g} = g_1 - g \quad (10)$$

سپس سیستم با معادلات حالت زیر را در نظر می‌گیریم.

$$\begin{cases} \dot{w} = f(x, y, z, g) \\ \dot{\tilde{g}} = \dot{g} = h(x, y, z, g) \end{cases} \quad (11)$$

و برای سیستم توصیف شده با رابطه (۱۱) کاندیدای تابع لیپانوف زیر را انتخاب می‌نماییم.

$$V(w, \tilde{g}) = \frac{1}{2} [w^2 + \tilde{g}^2] \quad (12)$$

مشتق زمانی تابع  $V$  با درنظر گرفتن روابط (۶) تا (۱۲) بصورت زیر خواهد بود.

$$\dot{V}(w, \tilde{g}) = (c-a)w^2 \quad (13)$$

پس از معرفی سیستم تحت مطالعه، در این قسمت هدف از طراحی کنترلگر بیان می‌گردد. در این راستا، جهت تعیین نقاط تعادل سیستم، کافیست مشتق زمانی متغیرهای حالت سیستم برابر با صفر قرار داده شود که در اینصورت با توجه به معادلات اول و سوم از رابطه (۳) به تساویهای زیر می‌رسیم:

$$x = y, \quad z = \frac{x^2}{d} \quad (4)$$

دو تساوی در رابطه (۴) چنبره عمومی نقاط تعادل سیستم همسان لرنز-لو-چن را در فضای  $\mathbb{R}^3$  توصیف می‌کنند. در صورت مشخص بودن مقادیر دقیق پارامترهای سیستم، با استفاده از معادله دوم در رابطه (۳) مکان دقیق سه نقطه تعادل ناپایدار سیستم همسان لرنز-لو-چن، واقع بر این چنبره بصورت زیر مشخص می‌گردد.

$$\begin{cases} E_1 = (0, 0, 0) \\ E_2 = (\sqrt{d(b+c)}, \sqrt{d(b+c)}, (b+c)) \\ E_3 = (-\sqrt{d(b+c)}, -\sqrt{d(b+c)}, (b+c)) \end{cases} \quad (5)$$

در این مقاله، هدف از کنترل تطبیقی سیستم همسان لرنز-لو-چن، آن است که سیستم کنترل شده در هر نقطه دلخواهی از چنبره داده شده با رابطه (۴)، مانند نقطه  $x = X, y = X, z = \frac{X^2}{d}$ ، به ازای هر مقدار دلخواه  $X$  بطور مجذوبی پایدار گردد.

### ۴. طراحی کنترلگر تطبیقی

باتوجه به توضیحاتی که در بخش دوم در خصوص انتخاب ورودیهای کنترلی سیستم همسان لرنز-لو-چن داده شد، معادلات حالت سیستم کنترل شده مذکور را می‌توان بصورت زیر بازنویسی نمود.

$$\begin{cases} \dot{x} = a(y-x) + u_1 \\ \dot{y} = (b+u_2)x - xz + cy \\ \dot{z} = xy - dz \end{cases} \quad (6)$$

در ادامه، سیگنانلهای کنترلی را بگونه ای طراحی می‌کنیم که اولاً: هر نقطه دلخواه با فرم عمومی  $x = X, y = X, z = \frac{X^2}{d}$ ، یک نقطه تعادل برای سیستم حلقه بسته داده شده با رابطه (۶) محسوب شود و ثانیاً: شرط تضمین پایداری مجذوبی سیستم کنترل شده در نقطه تعادل مذکور برآورده گردد. به این منظور در مرحله اول، با انتخاب یک سیگنال فیدبک غیرخطی تطبیقی، شرایطی فراهم می‌شود که ضمن حذف بخش غیرخطی در معادله

**اثبات:** در این مرحله از اثبات می‌توان فرض نمود که بهره‌های  $k_1$  و  $k_2$ ، مربوط به ترمها فیدبک خطی در رابطه (۱۵) مقادیر ثابتی هستند. سپس محدوده‌های قابل قبول برای بهره‌های مذکور را با استفاده از روش غیرمستقیم لیاپانف تعیین می‌کنیم. به این منظور باید سیستم کنترل شده حول نقطه تعادل خود در فضای  $\Re^4$  یعنی نقطه

$$\hat{E} = \begin{pmatrix} x = X, y = X, z = \frac{X^2}{d}, g = -(b+c) \end{pmatrix}$$

این صورت، ماتریس ژاکوبین و معادله مشخصه سیستم خطی شده حول نقطه تعادل  $\hat{E}$  بترتیب مطابق با روابط (۱۷) و (۱۸) خواهد بود.

$$J = \begin{bmatrix} -a-k_1 & a & 0 & 0 \\ -c & c-k_2X & 0 & X \\ X & X & -d & 0 \\ X & -X & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$(\lambda + d)\{\lambda^3 + (a+k_1-c+k_2X)\lambda^2 + [(a+k_1)(-c+k_2X)+ac+X^2]\lambda + k_1X^2\} = 0 \quad (18)$$

و بنابر معيار روث-هرویتز، شرط پایداری سیستم کنترل شده در نقطه تعادل موردنظر در صورت برآورده شدن قیود داده شده در رابطه (۱۹) تضمین خواهد شد.

$$\begin{cases} k_1 > 0 \\ k_2X > c - a - k_1 = Q_1 \\ k_2X > \frac{(k_1X^2)}{(a+k_1-c+k_2X)} - ac - X^2 + c = Q_2 \end{cases} \quad (19)$$

بنابراین با توجه به نامساویهای بدست آمده در رابطه (۱۹)، برای تضمین پایداری سیستم در نقطه تعادل موردنظر، کافیست، بهره  $k_1$  برابر با یک مقدار مثبت دلخواه درنظر گرفته شود و در صورت مثبت (منفی) بودن مقدار  $\min\left\{\frac{Q_1}{X}, \frac{Q_2}{X}\right\}$ ، بهره  $k_2$  از  $X$  کوچکتر (انتخاب شود). اما با توجه به این که مقادیر  $Q_1$  و  $Q_2$ ، نامعین هستند، لازم است قدر مطلق بهره  $k_2$  آنقدر بزرگ‌تر انتخاب شود که همواره از برآورده شدن قید اخیر اطمینان داشته باشیم. اما انتخاب بهره بیش از حد بزرگ، فاقد توجیه اقتصادی است و ممکن است در عمل باعث به اشتعال رفتگی کنترلگر شود. لذا، نحوه تنظیم بهره  $k_2$ ، طبق رابطه (۱۶) برای پایدارسازی سیستم در هر نقطه تعادل دلخواه واقع بر چنبره عمومی نقاط تعادل سیستم، مناسب است. این نحوه تنظیم بهره  $k_2$  در صورت مثبت بودن  $X$  (منفی

که با توجه به رابطه (۲) به ازای  $[0, 1] \in \alpha$ ، همواره  $c-a < (4\alpha - 11)$  است.

بنابراین، واضح است که در همسایگی نقطه ۰  $w$  تابع  $V(w, \tilde{g})$  مثبت معین و تابع  $\dot{V}(w, \tilde{g})$  منفی معین است. لذا، متغیر حالت کمکی  $w$  در سیستم توصیف شده با رابطه (۱۱) بطور مجانی به مقدار صفر همگرا می‌شود. پس در سیستم کنترل شده که با رابطه (۶) توصیف می‌گردد، با استفاده از سیگالهای کنترل داده شده در روابط (۷) و (۸)، حالتهای  $x$  و  $y$  سیستم هر دو بطور مجانی به یک مقدار تصادفی مانند  $Y$  همگرا می‌شوند.

اگر با فرض آنکه قانون کنترل داده با روابط (۷) و (۸) از لحظه دلخواه  $t_0$  به سیستم (۶) اعمال شود و چنانچه  $t_1$  به حد کافی بزرگ‌تر از  $t_0$  انتخاب گردد، با توجه به همگرای مجانی حالتهای  $x$  و  $y$  سیستم به یک مقدار تصادفی مانند  $Y$ ، در حل معادله دیفرانسیلی سوم از رابطه (۶) می‌توان به جای دو متغیر مذکور مقدار تصادفی  $Y$  را جایگزین نمود، در اینصورت برای متغیر حالت  $z$  سیستم به رابطه زیر خواهیم رسید.

$$z(t) = e^{-dt} z(0) + \frac{Y^2}{d} (1 - e^{-dt}) \quad (14)$$

با توجه به رابطه (۱۴) زمانی که  $t \rightarrow \infty$ ،  $z(t)$  به  $\frac{Y^2}{d}$  همگرا می‌شود. این موضوع نشان می‌دهد، سیستم کنترل شده همسان لرنز-لو-چن که رفتار دینامیکی آن با رابطه (۶) بیان می‌شود، با استفاده از قانون کنترل داده شده در روابط (۷) و (۸) در نقطه تصادفی  $\left(x = Y, y = Y, z = \frac{Y^2}{d}\right)$  واقع بر چنبره عمومی نقاط تعادل سیستم بطور مجانی، پایدار می‌گردد.

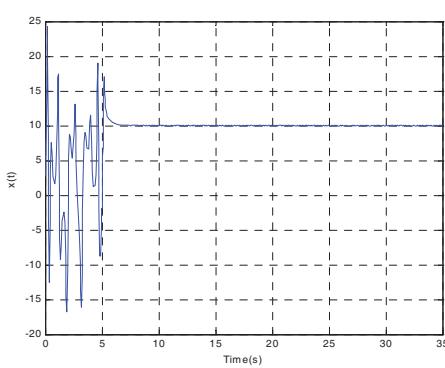
**لم ۲:** سیستم کنترل شده همسان لرنز-لو-چن، که معالات حالت آن در رابطه (۶) داده شده است را درنظر می‌گیریم. این سیستم با انتخاب سیگالهای کنترل  $u_1$  و  $u_2$  بصورت،

$$\begin{cases} u_1 = k_1(X - x) \\ u_2 = z + g + k_2(X - y) \end{cases} \quad (15)$$

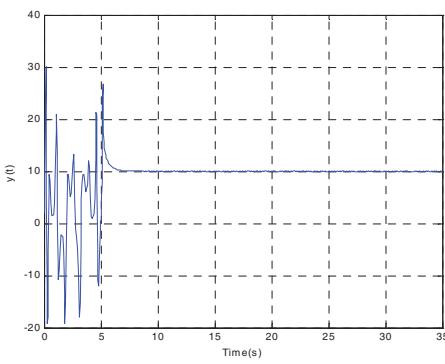
که در آن بهره  $k_1$  یک مقدار دلخواه مثبت است و پارامتر تطبیقی  $g$  مطابق با رابطه (۸) و بهره  $k_2$  مطابق با رابطه،

$$\dot{k}_2 = \gamma sign(X)(X - y)^2, \quad \gamma > 0 \quad (16)$$

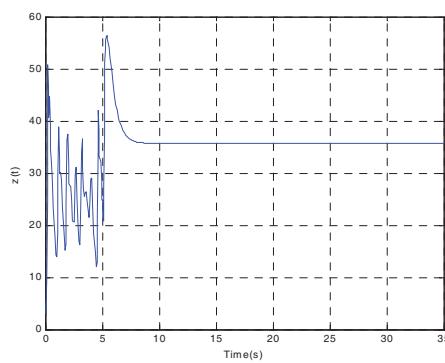
به روز می‌شود، در نقطه دلخواه واقع بر چنبره عمومی نقاط تعادل سیستم، داده شده با رابطه (۶)، بطور مجانی پایدار می‌گردد.



شکل ۱) پاسخ زمانی حالت X سیستم



شکل ۲) پاسخ زمانی حالت Y سیستم



شکل ۳) پاسخ زمانی حالت Z سیستم

بودن  $X$ ) منجر به داشتن یک بهره افزایشی (کاوشی) تا رسیدن سیستم به حالت تعادل پایدار در نقطه تعادل موردنظر می‌گردد.

بدین ترتیب با درنظر گرفتن ترکیب  $1 + \omega_2$ ، روند طراحی کنترلگر تطبیقی با استفاده از فیدبک غیرخطی مشخص می‌گردد. برای کنترلگر سیستم حلقه بسته که رفتار دینامیکی آن با رابطه (۶) توصیف می‌شود، کافیست از قانون کنترل داده شده در رابطه (۱۵) استفاده نمود. در این قانون، بهره  $k_1$  یک مقدار مثبت دلخواه است و بهره تطبیقی  $k_2$  مطابق با رابطه (۱۶) و پارامتر تطبیقی  $g$  مطابق با رابطه (۸) به روز می‌گردد.

## ۵. نتایج شبیه سازی

در این قسمت برای نشان دادن کارآیی کنترلگر تطبیقی پیشنهادی، نتایج چند آزمایش عددی ارائه می‌گردد. این شبیه سازیها بگونه‌ای درنظر گرفته شده که عملکرد کنترلگر در هنگام تغییر نوع سیستم و همچنین مقاومت بودن کنترلگر بسته به تغییر ناگهانی نقطه تعادل مطلوب، ارزیابی گردد. لازم به ذکر است که در کلیه آزمایش‌های انجام شده، مقدار بهره  $k_1$  در قانون کنترل داده شده با رابطه (۱۵) بصورت  $k_1 = 20$  و مقدار پارامتر  $\gamma$  در رابطه (۱۶) بصورت  $\gamma = 1$  و شرایط اولیه سیستم و مقادیر اولیه پارامترهای تطبیقی در کنترلگر پیشنهادی، یکسان و بصورت زیر درنظر گرفته شده است.

$$x(0) = 3, y(0) = 2, z(0) = 3, g(0) = 0, k_2(0) = 0$$

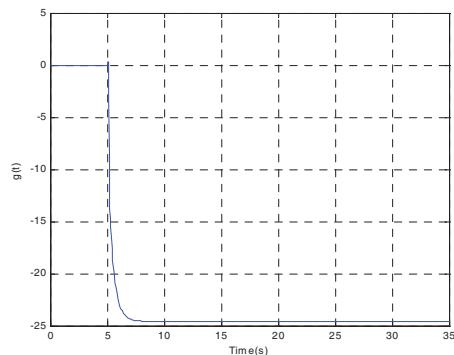
### ۱. بررسی عملکرد کنترلگر به هنگام تغییر نوع سیستم

در این قسمت، ابتدا کارآیی کنترلگر در پایدارسازی سیستم در نقطه تعادل مطلوب بررسی می‌گردد. به این منظور سیستم همسان لرنز-لو-چن به ازای  $\alpha = 0.4$  که معرف سیستم عمومی لرنز خواهد بود، درنظر گرفته می‌شود. فرض می‌گردد، نقطه تعادل مطلوب سیستم نقطه  $E = (10, 10, 35.71)$  باشد و کنترلگر در لحظه  $t = 5$  وارد عمل شود. پاسخ زمانی متغیرهای حالت سیستم، در شکل‌های (۱) تا (۳)، تغییرات زمانی پارامتر کنترلی  $g$  در شکل (۴) و سیگالهای کنترلی  $u_1$  و  $u_2$  بترتیب در شکل‌های (۵) و (۶) نشان داده شده است. همانطور که در این شکلها ملاحظه می‌گردد، پس از اعمال قانون کنترل، حالتهای سیستم به سرعت به حالت تعادل مطلوب همگرا می‌شوند. پارامتر تطبیقی  $g$  نیز مطابق آنچه از تئوری مطرح شده انتظار می‌رود، به مقدار نامی موردنظر یعنی  $g_1 = -(b+c)$ ، همگرا می‌شود.

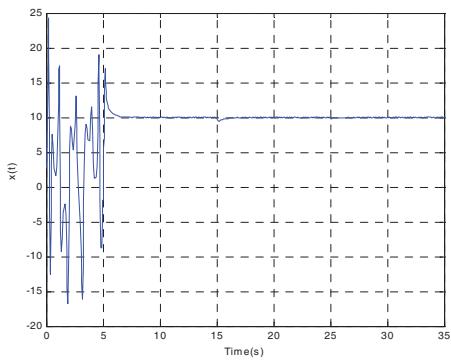
ثابت نگهداشته می شود، اما بدلیل تغییر پارامتر  $\alpha$  حالت تعادل Z سیستم

$$\text{مطابق با رابطه } z = \frac{X^2}{(\alpha+3)/8} \text{ تغییر می یابد. نتایج مربوط به این آزمایش}$$

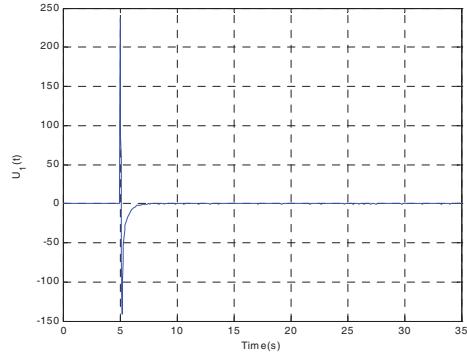
نیز به ترتیب در شکل‌های (۷) تا (۱۲) نشان داده شده اند. همانطور که ملاحظه می شود، حالتهای سیستم کنترل شده، با تغییر نوع سیستم همچنان با سرعت خوبی به حالت تعادل مطلوب، همگرا می شوند. علاوه بر آن، پارامتر تطبیقی  $g$  نیز مانند قبل و طبق انتظار، به مقدار نامی ۱ g همگرا می شود.



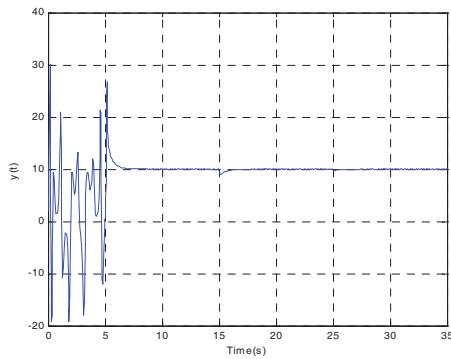
شکل ۴) تغییرات زمانی پارامتر تطبیقی g



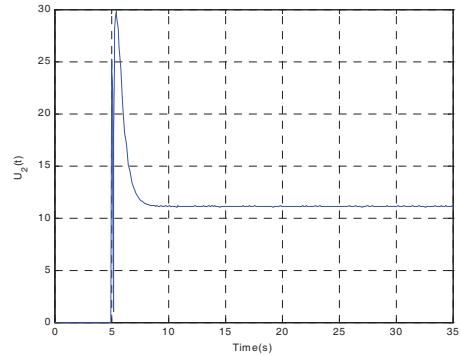
شکل ۷) پاسخ زمانی حالت X سیستم



شکل ۵) سیگنال کنترلی u1

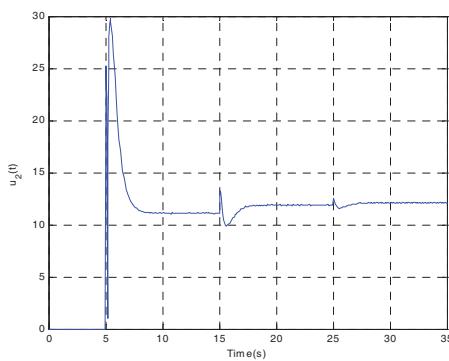
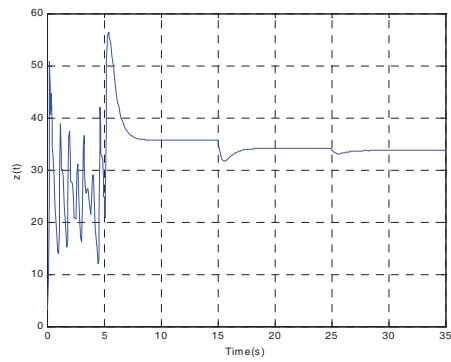


شکل ۸) پاسخ زمانی حالت y سیستم



شکل ۶) سیگنال کنترلی u2

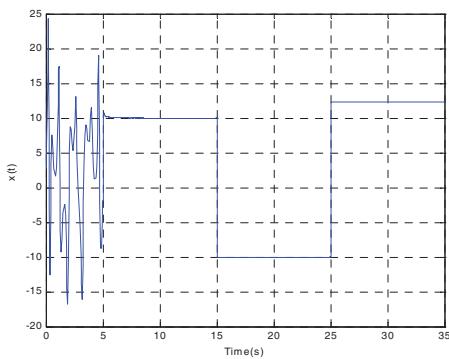
در ادامه این قسمت، تحت همان شرایط فوق، با تغییر پارامتر  $\alpha$  از  $t_1 = 0.4$  به  $\alpha = 0.8$  و سپس به  $\alpha = 0.9$ ، بترتیب در لحظه های  $t_1 = 15(s)$  و  $t_2 = 25(s)$  نوع سیستم از سیستم عمومی لرنز به سیستم عمومی لو و سپس سیستم عمومی چن تغییر می کند. باید توجه داشت که در این حالت اگرچه نقطه تعادل مطلوب تغییر نمی کند یا بعبارت دیگر  $X = 10$

شکل ۱۲) سیگنال کنترلی  $u_2$ 

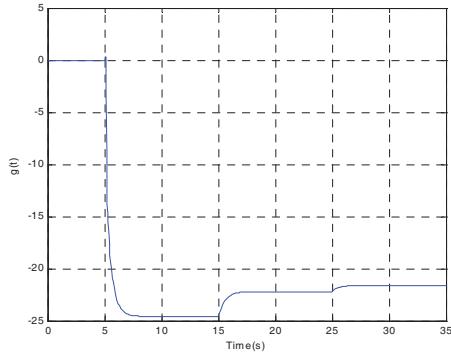
شکل ۹) پاسخ زمانی حالت Z سیستم

## ۲.۵. بررسی عملکرد کنترلگر با تغییر توأم نوع سیستم و نقطه تعادل

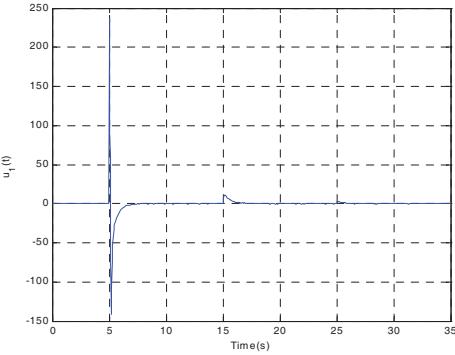
در این مرحله فرض می‌شود که هم نوع سیستم و هم نقطه تعادل مطلوب تغییر کنند. بدین منظور فرض می‌شود که پارامتر  $\alpha$  در لحظه‌های  $t_1 = 15(s)$  و  $t_2 = 25(s)$  بترتیب از  $\alpha = 0.4$  به  $\alpha = 0.8$  و سپس  $\alpha = 0.9$  تغییر یابد. در اینصورت نوع سیستم نیز بترتیب از سیستم عمومی  $\alpha = 0.9$  لرنز به سیستم عمومی لو و سپس سیستم عمومی چن تغییر می‌کند. همچنین فرض می‌شود که در لحظه‌های مذکور نقطه تعادل مطلوب سیستم نیز بترتیب از  $E = (-10, -10, 34.1)$  به  $E = (10, 10, 35.7)$  و سپس از  $E = (12.3, 12.3, 51)$  تغییر کند. در این مورد نیز مشابه با دو آزمایش قبلی، نتایج شبیه سازی مؤید همگرایی حالنهای سیستم به نقطه تعادل مطلوب و همگرایی پارامتر تطبیقی  $g$  به مقدار نامی موردنظر است. نتایج این آزمایش ذر شکلهای (۱۳) تا (۱۶) نشان داده شده است.



شکل ۱۳) پاسخ زمانی حالت X سیستم



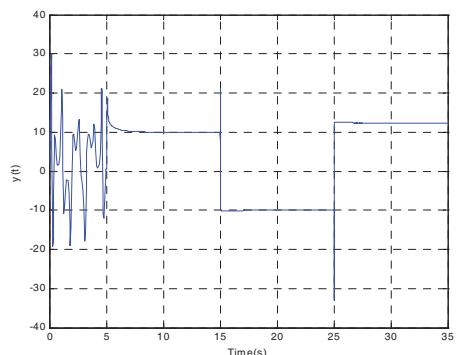
شکل ۱۰) تغییرات زمانی پارامتر تطبیقی g

شکل ۱۱) سیگنال کنترلی  $u_1$

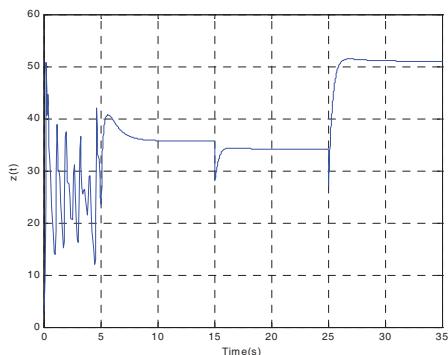
گردید. پس از آن در مرحله نخست، با استفاده از روش مستقیم لیاپانف، یک کنترلگر فیدبک غیرخطی تطبیقی طراحی گردید که قادر بود، سیستم را در یک نقطه تصادفی از منيفول عمومی نقاط تعادل آن بطور مجانی پایدار سازد. در مرحله بعد، با اضافه شدن سیگنالهای کنترل خطی، با بهره های ثابت و تطبیقی، پایدار سازی مجانبی سیستم در هر نقطه دلخواه واقع بر چهاره عمومی نقاط تعادل آن، حاصل گردید. دو مرحله فوق الذکر در قالب دو لم مطرح و اثبات گردید. در پایان، جهت نشان دادن کارآئی کنترلگر پیشنهادی و مقاوم بودن آن نسبت به تغییر پارامترهای سیستم و نقطه تعادل مطلوب، نتایج چند آزمایش عددی ارائه گردید.

## مراجع

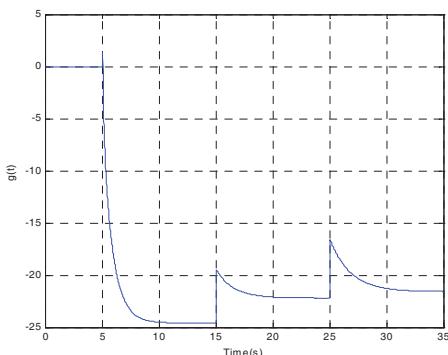
- [1] Nieuwenhuys, B. E., Gluhoi, A. C., Rienks, E. D. L. and Weststarte, C. J., Vinod, C. P., "Chaos, oscillations and the golden future of catalysis," *Catalysis Today*, vol. 100, no. 1-2, pp. 49-54, February 2005.
- [2] Wang, X. and Zhang, J., "Chaotic secure communication based on nonlinear autoregressive filter with changeable parameters," *Physics Letters A*, vol. 357, no. 4-5, pp. 323-329, September 2006.
- [3] Zhang, H., Ma, X., Xue, B. and Liu, W., "Study of intermittent bifurcations and chaos in boost PFC converters by nonlinear discrete models," *Chaos, Solitons and Fractals*, Vol. 23, no. 2, pp. 433-444, January 2005.
- [4] Orel, V. E., Romanov, A. V., Dzyatkovskaya, N. N. and Mel'nik, Yu. I., "The device and algorithm forecastimation of the mechanoemission chaos in blood of patients with gastric cancer," *Medical Engineering and Physics*, vol. 24, no. 5, pp. 365-371, June 2002.
- [5] Sprott, J. C., Vano, J. A., Wildenberg, J. C., Anderson, M. B. and Noel, J. K., "Coexistence and chaos in complex ecologies," *Physics Letters A*, vol. 335, no. 2-3, pp. 207-212, 2005.
- [6] Shabunin, A., Astakhov, V., Demidov, V., Provata, A., Baras, F., Nicolis, G., and Anishchenko, V., "Modeling chemical reactions by forced limit-cycle oscillator: synchronization phenomena and transition to chaos," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 15, no. 2, pp. 395-405, 2003.
- [7] Ott, E., Grebogi, C. and Yorke, J. A., "Controlling Chaos," *Physical Review Letters*, vol. 64, no. 11, pp. 1196-1199, 1990.
- [8] Lu, J. and Wu, X., "A unified chaotic system with continuous periodic switch," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 20, no. 2, pp. 245-251, April 2004.
- [9] Wu, X., Wang, J., Lu, J. and Iu, H. H. C., "Hyperchaos behavior in a non-autonomous unified



شکل ۱۴) پاسخ زمانی حالت  $u$  سیستم



شکل ۱۵) پاسخ زمانی حالت  $z$  سیستم



شکل ۱۶) تغییرات زمانی بارامتر تطبیقی  $g$

## ۶. نتیجه گیری

در این مقاله، مسأله کنترل تطبیقی سیستم نامعین همسان لرنز-لو-چن، در نظر گرفته شد. بمنظور کنترل مؤثر سیستم مذکور در هر نقطه دلخواه از چهاره عمومی نقاط تعادل آن، دو وروری کنترلی مناسب برای سیستم انتخاب

- [15] Hwang, C. C., Fung, R. F., Hsie, J. Y. and Li, W. J., "A nonlinear feedback control of the Lorenz equation," *International Journal of Engineering Science*, vol. 37, no. 14, pp. 1893-1900, 1999.
- [16] Richter, H., "Controlling the Lorenz system: combining global and local schemes," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 12, no. 13, pp. 2375-2380, 2001.
- [17] Lorenz, E. N., "Deterministic non-periodic flows," *Journal of atmospheric Science*, vol. 20, pp. 130-141, 1963.
- [18] Chen, G. R. and Ueta, T., "Yet another chaotic attractor," *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 9, no. 7, pp. 465-466, 1999.
- [19] Lü, J. and Chen, G. R., "A new chaotic attractor coined," *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 12, no. 3, pp. 659-661, 2002.
- [20] Lü, J., Chen, G. R., Cheng, D. and Celikovsky, S., "Bridge the gap between the Lorenz system and the Chen system," *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 12, no. 12, pp. 2917-2926, 2002
- chaotic system with continuous periodic switch," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 32, no. 4, pp. 1485-1490, May 2007.
- [10] Ge, Z. M. and Yang, K. W., "Chaotic range of a unified chaotic system and its chaos for five periodic switch cases," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 33, no. 1, pp. 246-269, July 2007.
- [11] Liu, J., Chen, S. and Xie, J. "Parameter identification and control of uncertain unified chaotic system via adaptive extending equilibrium manifold," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 19, no. 3, pp. 533-540, February 2004.
- [12] Chen, B., Liu, X. and Tong, S., "Adaptive fuzzy approach to control unified chaotic system," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 34, no. 5, pp. 1180-1187, 2007.
- [13] Lu, J., Huang, B. and Wu, X., "Control of a unified chaotic system with delayed continuous periodic switch," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 22, no. 1, pp. 229-236, October 2004.
- [14] Hua, C. and Guan, X., "Adaptive chaos control for chaotic systems," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 22, no. 1, pp. 55-60, October 2004.

## ارائه روش جدید برای حل سینماتیک معکوس و بهینه کردن عملکرد بازوهای مکانیکی ماهر با درجه آزادی بالا توسط الگوریتم ژنتیک

سیف دلیل صفائی<sup>۱</sup>، فرشاد برازنده<sup>۲</sup>

کارشناس ارشد مکاترونیک<sup>۱</sup>، استادیار دانشگاه امیر کبیر<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>seif.dalilsafaei@gmail.com, <sup>۲</sup>Fbrazandeh@aut.ac.ir

**چکیده:** در این مقاله روشی بسیار کارآمد و سریع جهت حل سینماتیک معکوس بازوهای مکانیکی با درجه آزادی بالا ارائه گردیده است. بعلاوه این روش قادر به کمینه کردن مسیر حرکت مفاصل، انرژی مصرفی و گشتاور محركه ها در حین رسیدن به هدف می باشد. در ضمن، با توجه به قابلیت بالای الگوریتم ژنتیک این روش قادر به برخورد با تعداد زیاد قید می باشد. در انتها نتایج حاصل از شبیه سازی با نتایج روشی که بر مبنایتابع چگالی فضای کاری است مقایسه شده است. از مزایای این روش سرعت بالای حل برای تعداد زیاد درجه آزادی، بهینه نمودن عملکرد ربات، ارضاعنمودن تعداد زیاد قید، محدود نبودن روش به نوع مفصل، حرکت بلادرنگ ربات جهت طی نمودن مسیر مشخص، خطای پایین در رسیدن به هدف و قابلیت کنترل جهت رسیدن به هدف می باشدند.

واژه های کلیه: بازوی مکانیکی، قید، بهینه سازی و الگوریتم ژنتیک

**Abstract:** In this Paper, an efficient and quick method for inverse kinematic solution of hyper-redundant manipulators is presented. In addition, it minimizes the joints' displacement, energy consumption, and actuators torque while the end effector reaches the target. Due to the flexibility of the genetic algorithm, it is capable of handling any number of constraints. At the end, the simulation result is compared with a method based on workspace density function. The advantages of new method are fast, optimization of robot function, handling many constraints, independent of joint design, real time, minimum error and ability to control the direction of reaching the target.

**Keywords:** Hyper redundant manipulator, Constraint, Optimization, Genetic algorithm

در مورد کاربردهای این ربات ها می توان به استفاده در صنعت اتوماسیون [2,3] ، استفاده در راکتورهای هسته ای [4]، جراحی [5,6]، بازرسی لوله های نفت و گاز [7]، عملیات شناسایی در محیط جنگی [8]، بازرسی پل های شکسته [5] ، ربات امدادگر [9] ، عملیات مین یابی [10]، ربات خدمات فضایی ناسا [11] و ساختن ایستگاه های فضایی [12] اشاره کرد.

هدف از کنترل بازوی مکانیکی با درجه آزادی بالا صرفا رسیدن به نقطه ای مشخص و یا حرکت بر روی مسیر معین نمی باشد بلکه در حین طی مسیر می بایست قیدهایی را نیز ارضاعنمود. این قیدهای را می توان به دو دسته قیدهای نرم که توسط کاربر تعیین می شوند و قیدهای سخت که جز محدودیت های ذاتی این ربات ها می باشند تقسیم بندهی کرد. قیدهای سخت شامل محدودیت زاویه دوران مفاصل، محدودیت سرعت مفاصل و محدودیت گشتاور وارد به مفاصل می باشند. قیدهای نرم شامل حداقل کردن اختلاف

### ۱. مقدمه

به دلیل کوچک بودن درجه آزادی، ربات های صنعتی قادر به دسترسی به بسیاری از نقاط نمی باشند. بازوی مکانیکی با درجه آزادی بالا به دلیل دارا بودن تعداد زیاد مفصل و درجه آزادی بالا قادرند از مسیرهای متعددی به یک هدف مشخص دست یابند؛ این ویژگی باعث عبور ربات از مکان های پر پیچ و خم بدون برخورد به مانع می شود.

ربات مارگونه، بازوی مکانیکی با درجه آزادی بالا، ربات خرطوم شکل، ربات پیوسته و ربات با درجه آزادی بالا نامهای مختلف این نوع ربات ها می باشد [1]. عنوان ربات با درجه آزادی بالا برای اولین بار توسط چیریکجیان<sup>۱</sup> مطرح گردید که مناسب ترین نام برای این نوع ربات ها است.

<sup>۱</sup> Chirikjian

## ۲.۲. هدف

هدف اصلی این مقاله حل سینماتیک معکوس و یافتن رشته ای از زوایای مفاصل می باشد به گونه ای که تابع  $h$  یا همان فاصله سر ربات تا هدف کمینه گردد.

(1)

$$h(x) = \sqrt{(x_e - x_g)^2 + (y_e - y_g)^2 + (z_e - z_g)^2}$$

$x_e, y_e, z_e$  مختصات سر ربات (انتهای موثر) و  $x_g, y_g, z_g$  مختصات نقطه هدف می باشند که توسط طراح و با انتخاب نقاطی نزدیک به هم بر روی مسیر تعیین می شوند.

## ۲.۳. بهینه کردن عملکرد ربات

بهینه کردن عملکرد ربات عبارت است از:

- ۱- بладرنگ کردن حرکت ربات: برای این منظور می بایست اختلاف حرکات تمام مفصل که با رابطه زیر نمایش داده شده است کمینه گردد، زیرا کاهش زمان رابطه مستقیم با میزان حرکت های مفاصل دارد.

$$\min\left(\sum_{i=1}^n |(\theta_{i,x} - \theta'_{i,x})| \& \min\sum_{i=1}^n |(\theta_{i,y} - \theta'_{i,y})|\right) \quad (2)$$

در رابطه  $2$ ،  $\theta_{i,x}$  زاویه اولیه مفصل  $i$  و  $\theta'_{i,x}$  زاویه ثانویه مفصل  $i$  در راستای چرخش  $X$  می باشند.  $\theta_{i,y}$  نیز زاویه اولیه مفصل  $i$  و  $\theta'_{i,y}$  زاویه ثانویه مفصل  $i$  در راستای چرخش  $Y$  می باشند. ربات از موقعیت تعیین شده ای به موقعیت تعیین شده دیگر می رود، محلي که ربات در آن قرار دارد (به لحاظ پیکر بندی ربات) موقعیت اولیه ربات و موقعیت هدف، موقعیت ثانویه نامیده می شود.

- ۲- بهینه سازی گشتاور: برای این منظور می بایست گشتاور واردہ به مفاصل که از رابطه  $3$  محاسبه می شود کمینه گردد. با توجه به آنکه سرعت حرکت بسیار کمین می باشد می توان از اثر شتاب صرف نظر کرد. گشتاور در نظر گرفته شده، گشتاور سیستم در موقعیت رسیدن به هدف می باشد. دلیل این مطلب قابل محاسبه نبودن گشتاور واردہ به ربات در طی مسیر می باشد. با توجه به آنکه مفاصل ربات با حداقل حرکت ممکن (به منظور بهینه شدن انرژی) به موقعیت مطلوب می رسند، در نظر گرفتن گشتاور مقصد به عنوان پارامتر بهینه سازی فرضی درست می باشد.

$$\|T\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n T_i^2} \quad (3)$$

$T_i$  گشتاور واردہ به مفاصل در راستای محور های  $Y$ ،  $Z$  ( مما می و عمودی ) می باشند. برای محاسبه گشتاور واردہ به هر مفصل می بایست گشتاور ناشی از تمام لینک های موثر بر آن مفصل (لینک های قرار گرفته در جلوی آن مفصل تا سر ربات) را محاسبه نمود. رابطه  $4$  نحوه محاسبه گشتاور را نشان می دهد.

(4)

$$T_i = Z_i \bullet (R_i \times F_i)$$

حرکات مفاصل، حداقل گشتاور واردہ به مفاصل، حداقل کردن انرژی واردہ به مفاصل، عدم برخورد به مانع و ... می باشند. شکل ۱ نشان دهنده نوعی بازوی مکانیکی با درجه آزادی بالا ساخته شده در آزمایشگاه تحقیقاتی JPL می باشد [9].

در این مقاله ابتدا به بررسی بازو و شرح مسئله پرداخته می شود. سپس روش جدید که شامل ترکیبی از انتخاب بهینه فضای کار مفاصل، حل سینماتیک معکوس توسط الگوریتم ژنتیک و یافتن بهترین جواب به لحاظ بهینه بودن گشتاور می باشد، شرح داده می شود. در انتها به منظور اثبات کارآمد بودن روش جدید نتایج حاصل از شبیه سازی شرح و با نتایج حاصل از یکی از روش های مطرح شده در گذشته که بر مبنای تابع چگالی فضای کاری (روش WSDF<sup>1</sup>) است، مقایسه می گردد.



شکل ۱: بازوی مکانیکی با درجه آزادی بالا [9]

## ۲. بررسی بازو و شرح مسئله

### ۲.۱. تعریف مسئله

هدف از این مقاله صرفا حل سینماتیک معکوس و یافتن زوایای مفاصل جهت رسیدن به هدف مشخص نمی باشد. بلکه ارائه روشی است که ضمن حل سینماتیک معکوس قادر به برخورد با پارامترهای دینامیکی مانند گشتاور و بهینه نمودن عملکرد ربات به لحاظ زمان طی مسیر و انرژی و ارضا نمودن قیدهای واردہ به ربات مانند قید گشتاور و قید زاویه دوران مفاصل باشد.فرض می شود که تغییرات سرعت به قدری آرام است که می توان از شتاب صرف نظر کرد.

در ادامه به بررسی کامل اهداف، بهینه نمودن عملکرد ربات و قیدها پرداخته می شود.

<sup>1</sup> Work space density function (در بیش از ۲۷ مقاله به این روش اشاره شده است.)

برای بهینه شدن انرژی  $T_i, \Delta\theta_i$  می بایست هر دو کمینه گردد. کمینه شدن گشتاور در قسمت قبل شرح داده شد و در این قسمت تنها به کمینه کردن  $\Delta\theta_i$  پرداخته می شود. برای کمینه کردن  $\Delta\theta_i$  می بایست رابطه ۱۰ بهینه گردد. مفهوم این رابطه این است که ربات با کمترین حرکت به هدف برسد [12].

$$\min(\sum_{i=1}^n (\theta_{i,x} - \theta'_{i,x})^2 + \sum_{i=1}^n (\theta_{i,y} - \theta'_{i,y})^2) \quad (10)$$

#### ۴.۲. اوضاع نمودن قیدها

۱- گشتاور: پیکربندی ربات می بایست به گونه ای باشد که گشتاور واردہ به

مفصل از حد مجازی تجاوز نکند (رابطه ۱۱).

$$T_i < T_{\max(i)} \quad i = 1, 2, 3 \quad (11)$$

در رابطه  $T_{\max(i)}$  نیز مکتریم گشتاور قابل تحمل توسط هر مفصل یا مکتریم گشتاور قابل اعمال توسط موتور در راستای مشخص می باشد.

۲- محدودیت زاویه دوران مفصل: برای این منظور می بایست زاویه دوران مفصل از حد مجازی بیشتر نگردد.

$$\theta_{\min(i,j)} < \theta_{i,j} < \theta_{\max(i,j)} \quad i = 0, 1, \dots, n \quad (12)$$

۳- محدودیت زاویه دوران هر مفصل در راستای مشخص می باشد.

### ۳. روش حل

این بخش به شرح و نحوه اجرای روش پیشنهادی می پردازد. در ابتدا باید گفته شود که روش ارائه شده با روش های متداول بهینه سازی توسط الگوریتم ژنتیک بسیار متفاوت می باشد. دلیل این امر تعداد زیاد قید واردہ به ربات می باشد که استفاده از روش های متداول سبب افزایش زیاد زمان حل و خطای می گردد. مطالعی که در زیر عنوان می شود ترتیب اجرای الگوریتم نیز می باشد.

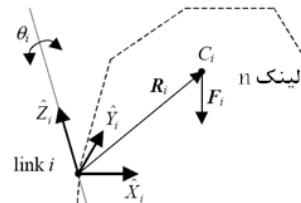
#### ۳.۱. تعیین مسیر

در ابتدا می بایست مسیر حرکت برای ربات تعیین گردد. این کار توسط کاربر و با تعیین نقاط نزدیک به هم روی مسیر که به عنوان هدفهای میانی هستند صورت می پذیرد. وظیفه الگوریتم حداقل کردن فاصله سر ربات تا این نقاط است.

#### ۳.۲. تعیین وضعیت شروع

برای آنکه ربات بتواند حرکت خود را آغاز نماید می بایست یک وضعیت شروع برای آن در نظر گرفت. در این مرحله فرض می شود تمام مدولها در امتداد هم و عمود بر زمین باشند. در نظر گرفتن این وضعیت صرفا برای سادگی است و می توان هر وضعیت دیگری را برای شروع حرکت انتخاب کرد. عملکرد الگوریتم وابسته به وضعیت شروع نمی باشد. پس از شروع حرکت وضعیت ربات در مرحله قبل به عنوان وضعیت شروع برای رسیدن به موقعیت بعدی در نظر گرفته می شود.

در رابطه بالا  $Z_i$  محور دوران،  $R_i$  بردار بین مفصل تا مرکز جرم نسبی هر لینک() و  $F_i$  نیروی جاذبه ای (رابطه ۵) می باشد.



شکل ۲: نمایش المان های محاسبه گشتاور

$$F_i = \sum_{j=i}^n m_j g \quad (5)$$

در رابطه ۶ جرم هر لینک می باشد. مرکز جرم نسبی هر لینک نیز از رابطه ۶ بدست می آید.

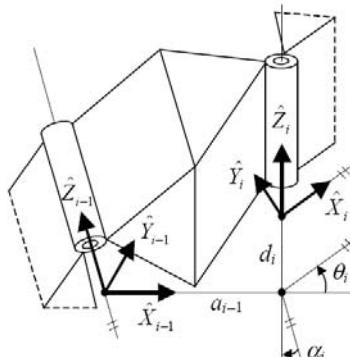
$$C_i = {}^0_i A c_i \quad (6)$$

در رابطه ۶  $C_i$  مرکز جرم هر لینک، و  ${}^0_i A$  ماتریس تبدیلات همگن می باشد که از طریق روابط دناویت هارتبرگ و به شکل زیر محاسبه می گردد.

$${}^0_i A = {}^0_{i-1} A {}^{i-1}_i A \quad (7)$$

$${}^{i-i}_i A = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i & 0 & a_{i-1} \\ \sin \theta_i \cos \alpha_i & \cos \theta_i \cos \alpha_i & -\sin \alpha_i & -\sin \alpha_i d_i \\ \sin \theta_i \sin \alpha_i & \cos \theta_i \sin \alpha_i & \cos \alpha_i & \cos \alpha_i d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

در رابطه بالا  $a_i$  طول عمود مشترک،  $d_i$  فاصله و  $\theta_i$  زاویه دوران بین محورهای  $X_{i-1}$  و  $X_i$  و  $\alpha_i$  زاویه پیچش می باشد. در شکل ۳ نمایش این پارامترها آمده است.



شکل ۳: نامگذاری دناویت هارتبرگ [12]

۳- کمینه کردن انرژی: هدف از کمینه کردن انرژی کمینه کردن رابطه زیر می باشد.

$$E = T_i \Delta\theta_i \quad (9)$$

شرح داده می شود. متغیرهای الگوریتم ژنتیک زاویه دوران مفاصل می باشند که در این قسمت بازه آنها بدست آمد.

### ۳.۴. حل سینماتیک معکوس به روش الگوریتم ژنتیک

هدف از این بخش حداقل کردن فاصله بین سر ربات و هدف تعیین شده با در نظر گرفتن قیمتی های وارد می باشد که در زیر آمده است،

$$h = \sqrt{(x_e - x_g)^2 + (y_e - y_g)^2 + (z_e - z_g)^2} < R \quad (14a)$$

$$T_i < T_{\max(i)} \quad i = 1, 2, 3 \quad (14b)$$

$$\theta_{\min(i,j)} < \theta_{i,j} < \theta_{\max(i,j)} \quad i = 0, 1, \dots, n \quad (14c)$$

R همان فاصله سر ربات تا هدف می باشد که با تغییر آن (بزرگ و کوچک کردن) دقت رسیدن به هدف را تغییر داد. بقیه متغیرهای رابطه ۱۴ در روابط ۱۱ و ۱۲ شرح داده شده است. باید گفته شود هدف از بهینه سازی در این بخش رسیدن به یک مقدار مطلق بهینه برای تابع هدف نمی باشد بلکه تعیین تمام جواب هایی است که فاصله آنها تا هدف از عدد مجازی که توسط طراح تعیین می شود (به عنوان مثال ۲ میلی متر از هدف) کوچکتر باشد. با کوچک و بزرگ کردن این عدد دقت رسیدن به هدف نیز تغییر می کند.

با توجه به تعریف بهینه سازی انجام شده اینجا جواب هایی که شرط کم بودن فاصله را برآورده نمایند توسط الگوریتم ژنتیک استخراج شده و در یک بانک اطلاعاتی برای انجام عملیات بعدی نگهداری می شوند. به عبارت دیگر می توان گفت الگوریتم ژنتیک در یک جواب بهینه محلی متوقف نمی شود بلکه تمام فضای حل را جستجو و به استخراج تمام جواب های ممکن می پردازد.

برای بهینه سازی قیدها توسط الگوریتم ژنتیک و استخراج جواب های مناسب از روش انتخاب جفت برتر [13] و از متغیرهای بازی برای طول متغیر استفاده شده است. برای درجه آزادی کم از کروموزومهای با تعداد بیت کم (۵ بیت) دقت مناسب را فراهم می کنند. اما برای درجه آزادی های بالا می باشد تعداد بیت ها افزایش یابد تا دقت مناسب بدست آید.

تنها تفاوت این روش با روش های دیگر در نحوه محاسبه تابع برازندگی و فرایند انتخاب می باشد. برای محاسبه تابع برازندگی حل ها به دو دسته حل هایی که تمام قیدها را برآورده می نمایند و حل هایی که حتی یک قید را برآورده نمی کنند تقسیم بندی می شوند. تابع برازندگی گروه اول از رابطه ۱۵ و گروه دوم از رابطه ۱۶ بدست می آید.

$$F(x) = h(x) \quad (15)$$

$$F(x) = f_{\max} + \sum_{j=1}^J g_j(x) \quad (16)$$

در رابطه ۱۵  $h(x)$  از رابطه ۱ محاسبه می شود. همانطور که مشخص است تابع برازندگی این گروه تنها تابع فاصله است. در رابطه ۱۶  $f_{\max}$  تابع قید و  $g_j$  حداکثر مقدار تمام جواب های قبل قبول می باشد. برای محاسبه



شکل ۴: نمایش شروع وضعیت حرکت ربات

### ۳.۵. بهینه کردن عملکرد ربات

در این بخش روش بلاذرنگ کردن حرکت ربات و بهینه کردن مصرف انرژی شرح داده می شود و روش بهینه کردن گشتاور وارد به مفاصل ربات در قسمت ۳-۵ بررسی می گردد. بهینه کردن اختلاف حرکات تمامی مفاصل (رابطه ۲) سبب بهینه شدن رابطه ۱۰ و در نتیجه کمینه شدن انرژی می شود. زیرا در صورتی که اختلاف حرکات تمامی مفاصل بهینه شوند، مجدد مجموع آنها نیز بهینه می گردد. اگر بهینه سازی اخلاف حرکات مفاصل توسط الگوریتم ژنتیک صورت گیرد، می باشد تمام قیدها به عنوان هدف وارد مسئله بهینه سازی گردند که سبب کند شدن الگوریتم ژنتیک خواهد شد. به همین دلیل از روش دیگری تحت عنوان تخصیص فضای کاری به هر مفصل استفاده می شود.

برای این منظور فضایی برای هر مفصل در نظر گرفته می شود که مفصل تنها قادر به دوران به اندازه فضای تعیین شده است. برای محاسبه زاویه دوران مجاز هر مفصل، زمانی جهت حرکت بلاذرنگ ربات برای رسیدن به هدف مشخص در نظر گرفته می شود (به عنوان مثال ۰/۲ ثانیه). سپس زاویه دوران مفصل با استفاده از رابطه زیر بدست می آید.

$$(13) = \frac{\text{زمان در نظر گرفته شده}}{\text{زاویه دوران مفاصل}} * \text{سرعت حرکت}$$

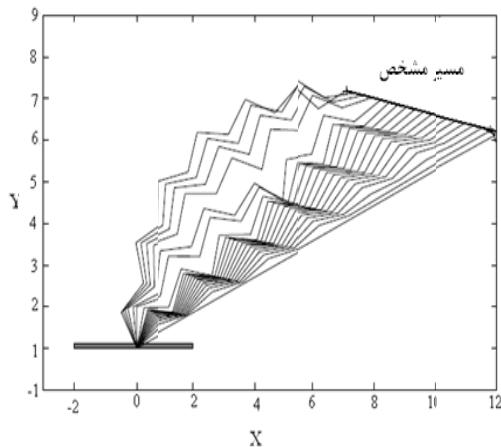
در رابطه ۱۳ سرعت حرکت مفاصل از تقسیم سرعت موتور بر حاصلضرب نسبت تبدیل چرخانده ها بدست می آید. با توجه با آنکه مفاصل تنها قادر به دوران در محدوده ای هستند که زمان حرکت آنها از زمان تعیین شده تجاوز نکنند (این زمان با توجه به مشخصات سخت افزاری ربات به گونه ای انتخاب می شود که سیستم بلاذرنگ حرکت نماید). شرط بلاذرنگ بودن برآورده می گردد. مقادیر زوایای بدست آمده برای حرکت بلاذرنگ ربات یا  $|\theta_{i,j} - \theta_{i,j}|$  بسیار کوچک می باشد در نتیجه رابطه ۱۰ یا همان انرژی مصرفی نیز مقداری بهینه می شود. باید گفته شود هدف از بهینه کردن انرژی رسیدن به مقداری بهینه نمی باشد بلکه قرار گرفتن در محدوده ای بهینه می باشد. در قسمت بعد حل سینماتیک معکوس با استفاده از الگوریتم ژنتیک

#### ۴. بررسی نتایج حاصل از شبیه سازی

به منظور اثبات کارآمد بودن روش جدید نتایج بدست آمده در نرم افزار Matlab شبیه سازی شده است، که در زیر به بررسی آنها پرداخته می شود.

##### ۴.۱. بررسی وضعیت حرکت ربات در صفحه

به منظور بررسی عملکرد الگوریتم، وضعیت های مختلف یک ربات صفحه ای با ۱۳ درجه آزادی در حین طی مسیر مشخص (شکل ۶) نشان داده شده است. مشخصات ربات و پارامترهای الگوریتم ژنتیک در جدول ۱ آمده است. در بقیه موارد نیز مشخصات ربات و الگوریتم مانند جدول ۱ می باشد مگر آنکه صریحاً ذکر گردد.



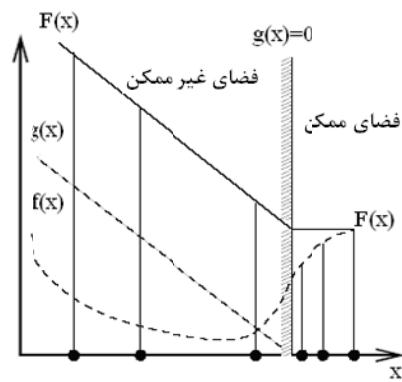
شکل ۶: بررسی نحوه حرکت ربات با ۱۳ درجه آزادی بر روی مسیر مشخص  
جدول ۱: پارامترهای مهم الگوریتم

۱ کیلو گرم	وزن هر لینک
۱ سانتی متر	طول
۲ درجه	میزان دوران مفاصل
۱۰۰۰	تعداد جواب های اتفاقی اولیه
باینری	نوع جواب اولیه
انتخاب مسابقه ای	عملکر انتخاب
ترکیب یک نقطه ای	عملگر ترکیب
۰/۹	احتمال ترکیب
۱۵	میزان دفعات تکرار الگوریتم ژنتیک
۰/۲ ثانیه	زمان در نظر گرفته شده برای حرکت مفاصل
۰/۶ ثانیه	سرعت پردازش
کمتر از ۳ میلی متر	خطا
کمتر از ۲ نیوتون متر	گشتاور مجاز

$f_{\max}^{\text{max}}$  مقدار برازنده‌گی تمام حل های گروه اول(گروهی که جواب ها تمام قیدها را برآورده می سازد) محاسبه شده و بیشترین مقدار آن به عنوان  $f_{\max}$  معرفی می گردد.

در شکل ۵ توضیح بیشتری در این مورد داده شده است. این شکل شامل ۶ حل که با دایره های پر رنگ نشان داده شده است، می باشد. فضای حل نیز به دو دسته قابل قبول (فضایی که در آن تمام قیدها برآورده می گردند) و فضای غیر ممکن (فضایی که حتی یک قید برآورده نمی گردد) تقسیم بندی می شوند.  $g(x) = 0$  تفکیک کننده این فضای می باشد.تابع برازنده‌گی  $F(x)$  حل سمت راست این خط  $F(x)$  و تابع برازنده‌گی سه حل سمت چپ

مجموع  $(g(x) + f_{\max})$  و مقدار ثابت  $f_{\max}$  می باشد.



شکل ۵: بررسی جگونگی تعیین برازنده‌گی [13]

فرایند انتخاب نیز از روش زیر صورت می گیرد..

۱- هر جواب ممکن (جوابی که تمام قید ها را برآورده می سازد) از هر جواب غیر ممکن بهتر است.

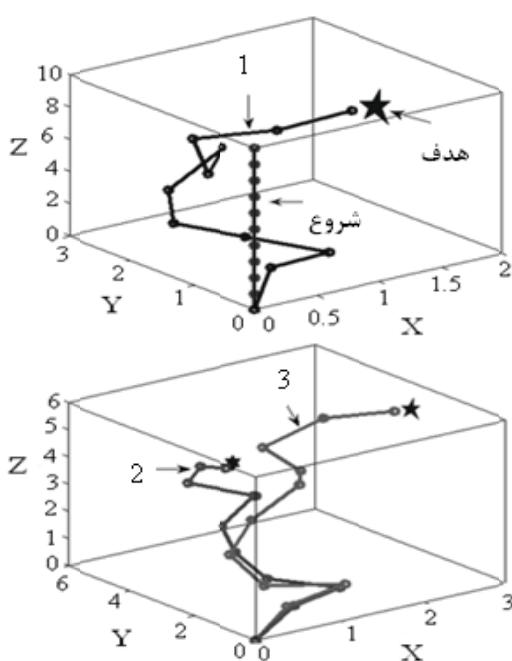
۲- بین دو جواب ممکن حل با برازنده‌گی کمتر انتخاب می گردد. زیرا هدف کمینه کردن می باشد.

۳- بین دو جواب غیر ممکن نیز جوابی انتخاب می گردد که مقدار برازنده‌گی آن عدد کوچکتری باشد.

- از عملگر ترکیب یک نقطه ای برای ترکیب دو کروموزوم و ایجاد کروموزوم جدید استفاده شده است.

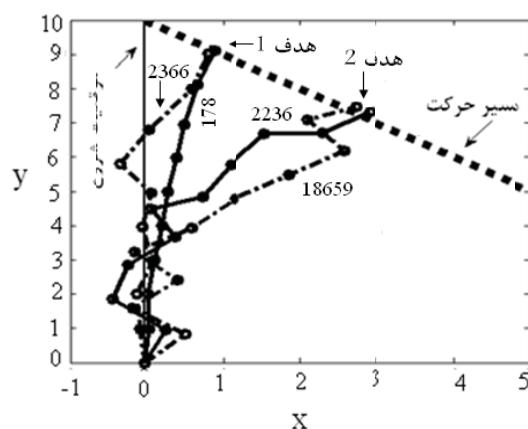
#### ۵.۳. انتخاب حل با بهترین گشتاور

در مرحله قبل تمامی جواب هایی که در آنها فاصله سر ربات از هدف از عدد مجازی کوچکتر (این عدد توسط طراحی تعیین می شود) انتخاب شده است. در این مرحله با توجه به رابطه ۳ گشتاور تمامی حل ها محاسبه شده و حل با کمترین گشتاور به عنوان جواب انتخاب می شود. دلیل آنکه گشتاور به طور مستقیم در تابع هدف وارد نگردید آن است که امکان نرسیدن ربات به هدف وجود دارد. این مطلب در روش [12] بررسی شده است.



شکل ۷: بررسی حرکت ربات با ۲۰ درجه آزادی برای رسیدن به اهداف تعیین شده در فضای می باشد.

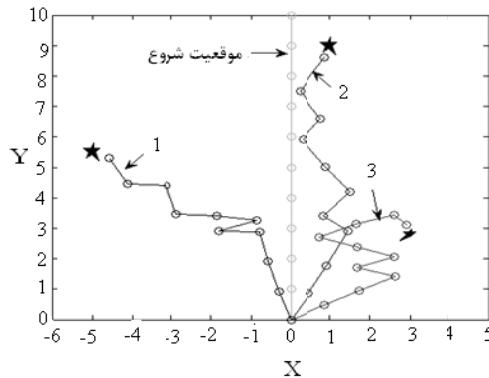
**۴.۴. بررسی بهینه شدن انرژی**  
جهت بررسی بهینه شدن انرژی وضعیت حرکت ربات دو حالت بهینه شدن انرژی (خطوط پر رنگ) و عدم بهینه شدن (خط چین) رسم و همچنین انرژی مصرفی آنها محاسبه شده است (اعداد نوشته شده در کنار هر شکل). همان گونه که مشخص است در حالت بهینه شدن انرژی، ربات مسیر کمتری را طی می کند.



شکل ۸: بررسی بهینه بودن گشتاور

#### ۴.۵. راستای انتهای موثر در رسیدن به هدف

یکی از مزایای این روش قابلیت تعیین جهت انتهای موثر در رسیدن به هدف با دوران مشخص می باشد. این مهم می تواند به صورت قیدی به الگوریتم ژنتیک وارد گردد.

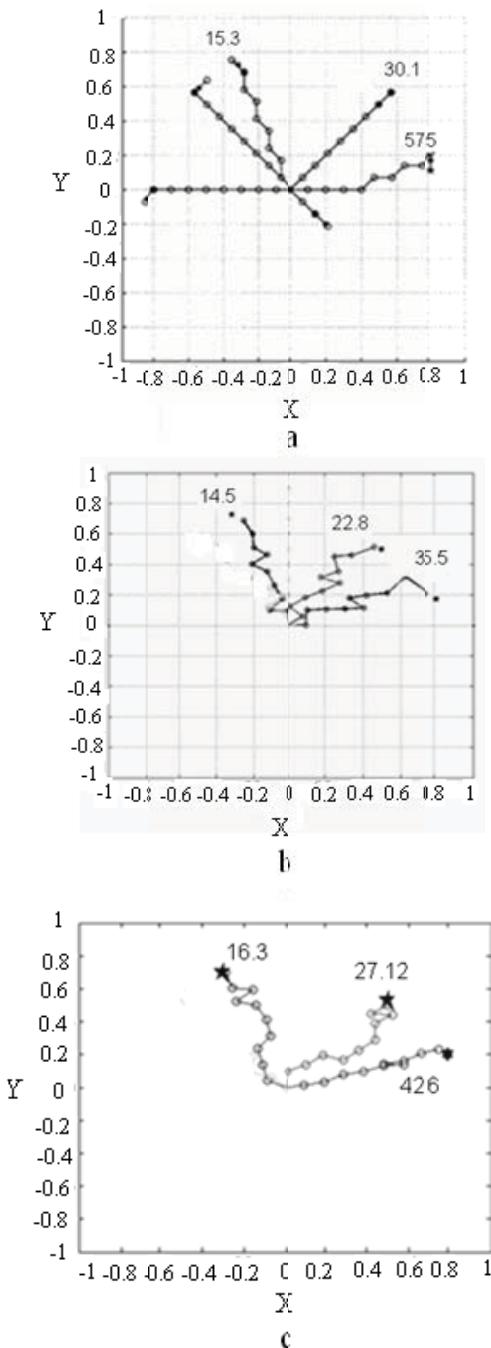


شکل ۹: بررسی جهت های مختلف رسیدن به هدف

در شکل ۹ برای سومین حرکت خواسته شده است که از بالا به هدف برسد و برای موارد بعدی خواسته شده تا از پایین به هدف مشخص برسند.

#### ۴.۶. بررسی عملکرد الگوریتم در فضای سه بعدی

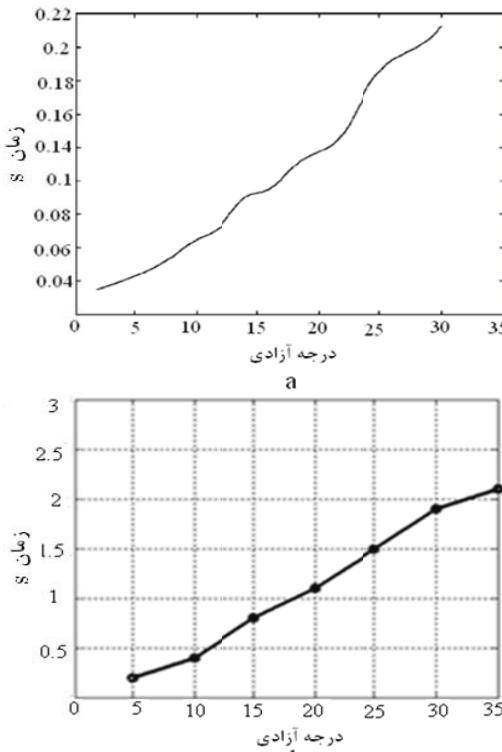
برای بررسی حرکت در فضای ریاتی با مفاصل ۲ درجه آزادی که حرکت آنها در راستای محورهای X و Y جدای از هم می باشد، در نظر گرفته شده است. برای این حالت تعدادی نقطه به عنوان هدف که با ★ مشخص شده، در فضای در نظر گرفته شده است و هدف حرکت ربات از موقعیت شروع و رسیدن این اهداف می باشد به گونه ای که عملکرد ربات بهینه (بخش ۳.۲) و قیدهای وارده به آن ارضاء گرددند (بخش ۴.۲). به منظور وضوح بیشتر حالت های مختلف ربات در ۲ شکل مختلف ترسیم گردیده است. در شکل ۸ موقعیت های مختلف ربات با شماره های ۱ تا ۳ نشان داده شده اند. مشخص است سر ربات با فاصله بسیار کم به اهداف از پیش تعیین شده رسیده است. برای این حالت زمان حل  $\frac{1}{4}$  ثانیه و میزان خطای کمتر از ۲ میلی می باشد. خطاهای حالت های ۱ تا ۳ به ترتیب  $0/19$ ,  $0/14$ ,  $0/20$  میلیمتر می باشند.



شکل ۱۱: مقایسه وضعیت حرکتی ربات ۱۰ درجه آزادی (● نشان دهنده موقعیت مفاصل و \* نشان دهنده موقعیت هدف می باشد). (a) نحوه حرکت ربات طبق روش WSDF و (b) نحوه حرکت ربات به روش جدید با بهینه کردن عملکرد ربات (c) نحوه حرکت ربات بدون بهینه کردن عملکرد ربات

#### ۴.۵. بررسی زمان حل و مقایسه با روش WSDF

همانطور که در شکل ۱۰ مشخص است به لحاظ زمان حل روش چیریک جیان بر روش جدید برتری دارد. اما یکی از مزایای این روش تعیین زوایا به گونه ای است که حرکت ربات بلادرنگ باشد. در روش چیریک جیان صحبتی در مورد بلادرنگ بودن حرکت ربات نشده است.



شکل ۱۰: بررسی زمان حل (a) روش WSDF

(b) روش جدید

#### ۴.۶. بررسی بهینه شدن گشتاور و مقایسه با روش WSDF

برای اثبات قابلیت روش جدید این روش با روش WSDF مقایسه گردیده است. این روش بر مبنای استفاده ازتابع چگالی فضای کاری می باشد(تابعی با ابعاد  $6 \times 6$  در صورتی که بازو در حالت فضایی باشد).

در شکل ۱۱-a، همانطور که مشخص است در اکثریت موقعیت سر ربات با هدف برخورد کرده و از آن عبور می نماید. سر ربات نمی بایست به هدف برخورد کند زیرا در صورت صلب بودن هدف امکان آسیب رسیدن به ربات وجود دارد. برای اثبات بهینه بودن گشتاور در روش جدید با فرض  $M = 1kg$  و  $l = 0.1m$  گشتاور تمامی حل ها محاسبه شده مقدار آنها بر روی هر کدام از حالت ها نوشته شده است. همانطور که مشخص است در حالتی که عملکرد ربات بهینه می گردد بازو با گشتاور کمتری به هدف می رسد(شکل ۱۱-b).

#### ۴.۸. بررسی وابستگی نبودن روش جدید به نوع مفاصل

تتها وابستگی الگوریتم جدید به نوع مفاصل به تعیین مخصوصات انتهای ربات می باشد. تعیین مخصوصات سر ربات نیز با استفاده از روش های معمول سینماتیک مستقیم ربات مانند دنایوت هارتبرگ قابل حل می باشد. لذا تغییر نوع مفصل تنها باعث تغییر در نحوه محاسبه تابع برازنده‌گی (فاصله سر ربات از هدف) می شود. در شکل های ۶ و ۷ مسئله سینماتیک معکوس برای ۲ نوع ربات صفحه ای و فضایی با مفاصل ۱ و ۲ درجه آزادی حل گردیده است. روش های دیگر تنها برای نوع خاصی از مفصل حل شده اند و وابسته به نوع مفاصل هستند.

#### ۴.۹. قابلیت بکار گیری قیدهای دیگر

یکی دیگر از مزایای این روش قابلیت اضافه کردن قیدهای مختلف به دلیل توانایی بالای الگوریتم ژنتیک در بکار گیری قیدها و روش بکار گرفته شده در تعیین زوایای بهینه مفاصل می باشد

#### ۵. نتیجه گیری

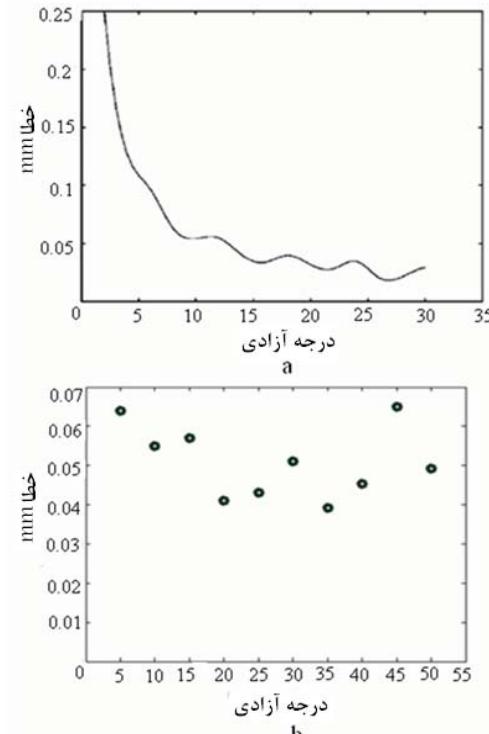
در این مقاله روشی جدید، سریع و کارآمد برای حل سینماتیک معکوس و بهینه کردن عملکرد بازو های مکانیکی با درجه آزادی بالا ارائه شد. روش حل شامل انتخاب بهینه زاویه دوران جهت حداقل کردن حرکت ربات که سبب بهینه شدن انرژی و بلاذرنگ شدن آن می شود، حل سینماتیک معکوس ربات و استخراج جواب های ممکن با در نظر گرفتن قیدهای وارد به آن توسط الگوریتم ژنتیک و در نهایت انتخاب حل با کمترین گشتوار می باشد. خطای پایین، عدم وابسته بودن الگوریتم به نوع مفاصل، سرعت بالا، قابلیت حرکت ربات به صورت بلاذرنگ، قابلیت حل سینماتیک معکوس ربات های صفحه ای و فضایی، قابلیت ارضا نمودن تعداد زیادی قید، بهینه کردن عملکرد ربات و قابلیت رسیدن به هدف از جهات مختلف از جمله مزیتهای این روش می باشد. با توجه به آنکه می توان عدم برخورد به مانع را نیز یک قید در نظر گرفت کار آینده در این زمینه اضافه کردن این قابلیت به الگوریتم می باشد.

#### مراجع

- [1] Sofge D, G.Chinag, *Design, implementation and cooperative coevolution of autonomous/teleported control system for a serpentine robotic manipulator*.
- [2] Nakamura, Y., *Advanced robotics redundancy and optimisation*, Addison-Wesley Pub. Company, 1991, Reading.
- [3] Ma S, Hirose S., Nenchev D. N., *Improving local torque optimization techniques for redundant mechanisms*, Journal of Robotic Systems, Vol. 8, No. 1, pp. 75, 1991.
- [4] [www.voronoi.com](http://www.voronoi.com) and [www.snakerobots.com](http://www.snakerobots.com) .

#### ۴.۷. بررسی خطای و مقایسه با روش WSDF

خطای همان میزان فاصله سر ربات تا هدف می باشد با افزایش درجه آزادی افزایش می یابد. نتایج حاصل از بررسی میزان خطای در روش های گذشته (به غیر از روش WSDF) نیز گویای این مطلب است. یکی از مزایای این روش عدم افزایش خطای با افزایش درجه آزادی و یا طول لینک ها می باشد. دلیل این مطلب آن است که در پروسه انتخاب جواب های قابل قبول باشد. این مطلب با تغییر در شرایط ربات مانند درجه آزادی و نوع مفصل تغییر نمی کند. با توجه به شکل ۱۲-a مشخص است که برخلاف بسیاری از روش های دیگر با افزایش تعداد مدول ها میزان خطای کاهش می یابد. با بررسی شکل ۱۲-b می توان نتیجه گرفت که میزان خطای وابسته به درجه آزادی نبوده (به عنوان مثال خطای در ۳۵ درجه آزادی از خطای در ۵ درجه آزادی کمتر می باشد) و مقدار آن نیز سیار کم می باشد. اما نکته مهم آن است که میزان آن از مقدار معلومی (فاصله در نظر گرفته شده برای رسیدن سر ربات به هدف) افزایش نمی یابد.



شکل ۱۲: بررسی خطای (a) نمودار خطای روش WSDF  
(b) نمودار خطای روش جدید

- [9] Gravange A and Woodfine R, *mine-sniffing robotic snakes and eels*, IEEE Int Conf on Robotics and Automation, 2000.
- [10] Suthakorn J, Chirikjian G S, *A new inverse kinematic algorithm for binary manipulators with many actuators*, Advanced Robotics, Vol. 15, No. 2, pp. 225– 244 2001
- [11] Fromherz M P J, Hogg Tad, Shang Y, Jackson W B, *Towards constraint-based actuation allocation for hyper-redundant manipulators*, Published in IJCAI-01Workshop on Modelling and Solving Problems with Constraints, Aug. 2001.
- [12] Deb.k , *An introduction to genetic*
- [5] Sastry S and Kohn M, *Milli Robotics for remote minimally invasive surgery*, Robotics and Automation systems, 1997.
- [6] Paljug R , Ohm T and Hayati S, *The JPL serpentine robot : a 12 DOF system for inspection* ,IEEE International Conference on Robotics and Automation, ,1995.
- [7] Paap k .l, Christaller T and Kirchner F, *A robot snake to inspect broken building* , IEEE Int,Conf on Intelligent Robots and systems, 2000.
- [8] Wolf A, Brown H.B, Casciola R, Costa A, Shammas E and Choset H , *A mobile hyper redundant mechanism for search and rescue tasks* ,International Conference on Intelligent Robots and Systems, Las Vegas , Nevada, 2003.



# journal of control

**A Publication of Iranian Society of Instrument and Control Engineers, Vol. 2, No. 1, Fall 2008.**

**Publisher:** Iranian Society of Instrumentation and Control Engineers

**Managing Director:** Prof. Iraj Goodarznia

**Editor-in-Chief:** Prof. Ali Khaki-Sedigh

**Tel:** 84062317

**Email:** sedigh@kntu.ac.ir

**Assistant Editor:** Dr Hamid Khaloozadeh, Dr. Alireza Fatehi

**Executive Director:** Dr Hamid Khaloozadeh

## **Editorial Board:**

Prof. A. Khaki-sedigh, Dr H. Khaloozadeh, Dr. A.R Khougar, Prof. I. Goodarznia, Prof. P. jabedar-Maralani, Prof. A. Ghafari, Dr. H. Hassibi, Dr. M.R. Jahed-Motlagh, Dr. K. Badie, Prof. R. Asgharian, Dr. H.R. Momeni, Prof. A. Vahidian-Kamyad, Prof. S. Khanmohammadi, Prof. S.K. Nikravesh, Prof.M. Shafiee, Dr. A. Fatehi, Dr. B. Labibi, Prof. B. Moshiri, Prof. S. Katebi, Dr. A. Maghsoudi-Prof, K. Falamaki, M. Baradaran-Mozafari, Gh. A. Ramazani.

## **Advisory Board:**

Dr. H.R. Momeni, Dr. N. Abedi, Prof. A. Ghaffari, Dr. A. A. Gharehveisi, Dr. M. Tavakoli-Bina, Dr. H.R. Taghirad, Dr. M. Bathaei, Dr. M.T. Hamidi-Beheshti, Prof. B. Moshiri, Prof. M. Shafiee, Prof. R. Asgharian, Prof. A. Khaki-sedigh, Dr. B. Moaveni, Dr. R. Kazemi, Dr. S.A. Mousavian, Dr. A. H. Markazi-Davaei, Prof. M. Haeri, Dr. A.R. Khalili-Tehrani, Prof. H. Seifi, Dr. A. Kazemi, Dr. H. Khaloozadeh, Dr. M. Aliari-Shourehdeli, Dr. A. Fatehi, Dr. M.R. Akbarzadeh-Toutounchi, Dr. Mirabedini, Dr. H. Pedram, Dr. A. Harounabadi, Prof. A. Vahidian-Kamyad, Dr. M. Arvan, Dr. J. Heirani-Nobari, Dr. B. Labibi, Prof. F. Hossein-Babaei, Dr. K. Aghaei.

## **The ISICE Board of Director:**

A. Shaari-Moghadam, Dr. K. Masroori, Dr. H.R. Momeni, Prof. B. Moshiri, Dr. F. Jafar-Kazemi, Dr. H. Khaloozadeh, A.R. Rastegari.

**Address:** Unit 241, 2nd Floor, No.27, Mousavi Ave. Ferdowsi Sq. Enghelab St. Tehran, Iran.

**P.o.Box:** 15815-3595

**Tel:** (+9821)88813002

**Fax:** (+9821)88324979



# Journal of Control

**A Publication of Iranian Society of Instrument and Control  
Engineers, Vol.2, No. 1, Fall 2008**

## Contents

<b>Short Term Prediction of Air Pollution using MLP, Gamma, ANFIS, and Mixed Training Methods Based on PSO</b>	1
Mehdi Aliari, Mohammad Teshnelab, Ali Khaki Sedigh	
<b>Adaptive Routing in Computer Networks Based on Fuzzy Logic</b>	20
Sara Khodayarifard, Caro Lucas	
<b>Nonlinear Modeling and Control of Dizbad Wind Power Plant Based on Stochastic Optimal Feedback Controller</b>	26
Hamid Khaloozadeh, Masoud Akbari Sani	
<b>Automatic Takagi-Sugeno Fuzzy Controller Design with Combined Discrete and Continuous Reinforcement Learning Algorithm</b>	40
Aliakbar Gharevissi, Mohammad Kashki	
<b>Optimal Sensor Location for Fault Detection</b>	49
Mohammad Javad Khosrowjerdi, Nader Safari Shad, Ramin Nikoukhah	
<b>Adaptive Controller for the Unified Chaotic Lorenz- Chen- Lü</b>	56
Fariborz Haghigatdar Fesharaki, Mohammad Ataei	
<b>Presenting a New Method for Inverse Kinematic Solution and Optimization of Hyper Redundant Manipulator Performance by Genetic Algorithm</b>	65
Seif Dalilsafaei, Farshad Barazandeh	