



دانشگاه صنعتی همدان

نشریه سالانه‌های غیرخطی در مهندسی برق

دوره ۶ - شماره ۲

پاییز و زمستان ۱۳۹۸

صفحات ۵۱ الی ۷۳

ISSN: 2322-3146

<http://jnsee.sut.ac.ir>

تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی صفحه‌ای با استفاده از روش مبتنی بر شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با یادگیری ماشین

فاضله توسلیان^۱، حسن ختن‌لو^{۲*} و پیام ورشوی جاغرق^۳

^۱کارشناسی ارشد، مهندسی کامپیوتر هوش مصنوعی و رباتیک، دانشگاه بوعلی‌سینا، همدان

^{۲*}نویسنده مسئول، دانشیار، مهندسی کامپیوتر، دانشگاه بوعلی‌سینا، همدان، khotanlou@basu.ac.ir

^۳استادیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی همدان، همدان

(تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۸/۰۲/۲۹ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۱۲/۲۶)

چکیده

واژه‌های کلیدی

مسئله سینماتیک مستقیم،
ربات موازی صفحه‌ای،
طبقه‌بند،
شبکه عصبی مصنوعی.

سینماتیک مستقیم ربات موازی به دلیل منتج شدن به یک سیستم معادلات غیرخطی، همواره به عنوان یک چالش در زمینه ربات‌های موازی محسوب می‌شود. در این مقاله، به تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی صفحه‌ای در فضای کاری آنها بر پایه روشی مبتنی بر شبکه عصبی پرداخته شده است. به منظور افزایش دقت این روش، فضای کاری ربات موازی توسط طبقه‌بند و با استفاده از شیوه همپوشانی مرزی به تعدادی زیرفضای کوچک‌تر تقسیم می‌شود. پس از تخمین زیرفضای مربوطه، از دو شبکه عصبی مجزا در هر زیرفضا، برای تعیین موقعیت و جهت‌گیری سکوی متحرک ربات موازی استفاده می‌شود. این روش بر روی ربات موازی صفحه‌ای 3-PRR پیاده‌سازی شده و نتایج حاصل از آن با نتایج بدست آمده از روش‌های شبکه‌های عصبی MLP، ویونت، GMDH، دوگانه و مجزا مقایسه شده است. برای بررسی کارایی روش پیشنهادی، شبیه‌سازی مسیر حرکت دایره‌ای با استفاده از این روش انجام گرفته و عملکرد آن با پنج روش مذکور مقایسه شده است. نتایج حاصل از پیاده‌سازی این روش و مقایسه با سایر روش‌های مرسوم نشان می‌دهد که روش پیشنهادی، مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی صفحه‌ای را با دقت مناسب تحلیل می‌کند.



Sahand University
of Technology

Journal of Nonlinear
Systems in Electrical
Engineering

Vol.6, No.2

Autumn and Winter 2019

ISSN: 2322 – 3146

<http://jnsee.sut.ac.ir>

Forward Kinematic Analysis of Planar Parallel Robots Using a Neural Network-based Approach Optimized by Machine Learning

Fazeleh Tavassolian¹, Hassan Khotanlou^{2*}, and Payam Varshovi-Jaghargh³

¹Department of Computer Engineering, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran.

^{2*}**Corresponding Author**, Department of Computer Engineering, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran, khotanlou@basu.ac.ir.

³Department of Mechanical Engineering, Hamedan University of Technology, Hamedan, Iran.

ABSTRACT

Keywords

Forward kinematic problem,
Planar parallel robot,
Classifier,
Artificial neural network.

The forward kinematic problem of parallel robots is always considered as a challenge in the field of parallel robots due to the obtained nonlinear system of equations. In this paper, the forward kinematic problem of planar parallel robots is investigated using a neural network-based approach. In order to increase the accuracy of this method, the workspace of the parallel robot is divided into a number of smaller subspaces using the classifier and the boundary overlap method. After estimating the corresponding subspace, two separate neural networks are used in each subspace to determine the position and orientation of the moving platform. This approach is implemented on a 3-PRR planar parallel robot and its results are compared with the results obtained from the MLP, WaveNet, GMDH, Dual and Independent neural networks. Moreover, in order to evaluate the efficiency of the proposed method, a circular motion path is simulated using this approach and its performance is compared with the five above-mentioned methods. The results obtained from the implementation of this approach and comparison with the conventional methods indicate that the proposed method analyzes the forward kinematic problem of a planar parallel robot with proper accuracy.

۱ - مقدمه

امروزه تولید انبوه در صنعت، نیاز به سرعت و دقت بالا دارد. به همین منظور علم رباتیک و مسائل پیرامون آن به یک موضوع جذاب برای محققان تبدیل شده است. در این بین، ربات‌های موازی به دلیل صلیبت، دقت و نسبت تحمل نیرو به وزن بالا نسبت به ربات‌های سری، در دو دهه اخیر مورد توجه قرار گرفته‌اند. ربات موازی، یک مکانیزم حلقه بسته، متشکل از یک صفحه متحرک و یک پایه ثابت است که حداقل با دو زنجیره سینماتیکی سری به یکدیگر متصل هستند [۱]. کنترل معجری نهایی در این ربات‌ها پیچیده و تعدد نقاط تکیه در داخل فضای کاری آنها زیاد است که از معایب آنها نسبت به ربات‌های سری محسوب می‌شود [۲].

برای کنترل موقعیت و جهت‌گیری ربات‌های موازی، حل مسئله سینماتیک آنها ضروری است. مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی شامل پیدا کردن تمام حالت‌های ممکن سکوی متحرک (موقعیت و جهت‌گیری) به ازای ورودی‌های معلوم برای مفاصل فعال است [۳]. تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم در ربات‌های موازی، به دلیل منتج شدن به یک سیستم معادلات غیرخطی و پیچیدگی حل آن، یکی از چالش‌های اساسی در این زمینه محسوب می‌شود. با این حال، در دو دهه اخیر، روش‌های مختلفی از قبیل رویکردهای مبتنی بر تکرار [۴]، روش‌های تقریب چندجمله‌ای [۵]، شیوه‌های مبتنی بر الگوریتم‌های بهینه‌سازی [۶، ۷] و همچنین شبکه‌های عصبی، برای تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی ارائه شده است. روش‌های مبتنی بر تکرار دارای سرعت بالایی هستند، اما علاوه بر عدم دقت کافی، جواب یکتا و واحدی ارائه نمی‌دهند. رویکردهای تقریبی دارای مزیتی از جمله کاهش پیچیدگی مدل‌سازی هستند، اما این روش‌ها نیز به دلیل تقریبی بودن، خطای قابل توجهی دارند. رویکردهای مبتنی بر الگوریتم‌های بهینه‌سازی با در نظر گرفتن تمامی شرایط حاکم بر ربات، اعم از قیود هندسی و تداخل منجر به حل بهینه می‌شوند. در این روش‌ها احتمال قرار گرفتن در نقاط بهینه محلی به دلیل وابستگی بیش از حد به ساختار ربات وجود دارد. در این بین روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی با انتخاب ساختار مناسب و پردازش موازی، می‌توانند با سرعت قابل قبول و همچنین با دقت کافی سینماتیک مستقیم ربات موازی را حل کنند.

بطور کلی، برای تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی، ابتدا عبارت‌های سینماتیک هر زنجیره از ربات موازی بر اساس قیود سینماتیکی حاکم بر آنها، پارامترهای طراحی، موقعیت و جهت‌گیری مفاصل فعال و سکوی متحرک بیان می‌شوند که منتج به یک سیستم معادلات غیرخطی می‌شود. سپس با استفاده از روش‌های کلاسیک در تحلیل سیستم معادلات غیرخطی، تمام جواب‌های مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی حاصل می‌شود. روش‌های حذفی نظیر روش برآیند^۱ [۸]، پایه‌های گروبنر^۲ [۹]، پارامترهای استودی^۳ [۱۰] و آنالیز بازه‌ای نیز از روش‌های متداول در تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی محسوب می‌شوند. در روش برآیند، پارامترهای بیان‌کننده موقعیت و جهت‌گیری سکوی متحرک به ترتیب از عبارت‌های سینماتیک زنجیره‌های سینماتیکی حذف شده و عبارت تک‌متغیره نهایی بر حسب یکی از متغیرهای سکوی متحرک بدست می‌آید. درجه عبارت تک‌متغیره نهایی بیانگر تعداد جواب‌های حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی است و می‌توان با حل این عبارت و حل رو به عقب معادلات، تمامی جواب‌های مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی را بدست آورد [۸]. از پایه‌های گروبنر نیز به

¹Resultant method

²Gröbner basis

³Study's parameters

عنوان یک روش برای تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی استفاده می‌شود. در این روش، پس از بدست آوردن عبارت‌های سینماتیکی هر زنجیره از ربات موازی، تمامی ترکیبات خطی از چندجمله‌ای‌های موجود در این عبارت‌ها با استفاده از پایه‌های گروبنر حاصل می‌شود. در بین این ترکیبات، کوچک‌ترین عبارت به عنوان عبارت بیان‌کننده مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی انتخاب می‌شود [۹]. تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی در فضای سینماتیک هفت بعدی نیز انجام شده است. در این روش به ازای هر جابجایی در فضای اقلیدسی، یک نقطه توسط پارامترهای استودی در فضای سینماتیک هفت بعدی نسبت داده می‌شود. بنابراین می‌توان حرکت ربات موازی را در این فضا و بر اساس مفاهیم جبر هندسی بیان کرد [۱۰]. ایراد روش‌های تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی این است که این الگوریتم‌ها تمامی جواب‌ها را ارائه می‌کنند، چه جواب‌هایی که از نظر عملی امکان‌پذیر باشند و چه جواب‌هایی که از نظر عملی امکان‌پذیر نباشند. این در حالی است که تمامی مفاصل یک ربات موازی شامل مفاصل لولایی، کشویی و یونیورسال، دارای محدودیت حرکت هستند. با استفاده از آنالیز بازه‌ای، سینماتیک مستقیم ربات موازی با در نظر گرفتن محدودیت حرکت مفاصل فعال و غیرفعال تحلیل می‌شود [۱۱]. در حالت عمومی، استفاده از این روش‌های حذفی در فضای اقلیدسی سه‌بعدی، دارای معایبی از قبیل ظاهر شدن عبارت‌های دربرگیرنده سینوس و کسینوس در محاسبات هستند که حل این دسته از معادلات را دشوار می‌کنند. از طرفی، رویکردهای تحلیلی در حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی نیز به دلیل محاسبات زیاد و طولانی شدن زمان اجرای برنامه، مناسب نیستند. در این بین استفاده از شبکه‌های عصبی به عنوان هوش مصنوعی، با توجه به پردازش موازی، قابلیت تصحیح و به دست آوردن حل بلادرنگ، به عنوان یکی از روش‌های اصلی حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی در دو دهه اخیر مطرح شده است. تاکنون مطالعات زیادی برای حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی با استفاده از شبکه‌های عصبی صورت گرفته است که اکثر آنها در راستای افزایش دقت و سرعت محاسبات هستند. سجادیان و همکاران [۱۲] رویکردهای مختلفی را برای حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی هیدرولیک افزونه سه درجه آزادی بیان کردند. آنها مسئله سینماتیک ربات را با استفاده از ساختارهای مختلف شبکه عصبی و شبکه بنیادی شعاعی و همچنین با استفاده از شبکه عصبی چندجمله‌ای با ساختارهای گوناگون حل و به صورت تجربی بهترین ساختار برای هر شبکه را ارائه نموده‌اند. آلپ و ژول [۱۳] به ترکیب و توسعه بیشتر مدل‌های مختلف ریاضی در فضای کاری ربات‌های موازی ۶ درجه آزادی و ارائه دیدگاهی جدید از روش‌های تجزیه و تحلیل فضای کاری با استفاده از شبکه‌های عصبی پرداختند. یارت و همکاران [۱۴]، یک شبکه عصبی پیشخور به وسیله یک الگوریتم بازگشت به عقب، برای حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی گاف-استوارت آموزش دادند. در این روش، مجموعه داده‌های انتقالی و دورانی در آموزش شبکه عصبی استفاده و یک روش بهینه‌سازی برای تنظیم دقیق پارامترهای شبکه، اعمال می‌شود. دهقانی و همکاران [۱۵]، از روش شبکه عصبی بر پایه چندجمله‌ای برای حل مسئله سینماتیک مستقیم بازوی موازی هگزا در فضای کاری ربات استفاده کرده‌اند. پی و ژانگ [۱۶]، یک مدل مرجع کنترل تطبیقی PID را برای بهبود عملکرد کنترل ربات موازی، بر اساس شبکه عصبی پایه شعاعی توسعه داده‌اند. پاربخ و لام [۱۷]، مسئله سینماتیک مستقیم یک ربات موازی را بررسی کرده و یک استراتژی شبکه عصبی تکرار شونده برای حل آن با دقت مطلوب پیشنهاد داده‌اند. پارسا و همکاران [۱۸]، یک روش برای برنامه‌ریزی مسیر خالی از تکیه و اجتناب از موانع برای ربات موازی ارائه کرده‌اند، به طوریکه در حل مسئله سینماتیک مستقیم آن، برای تخمین فاصله بین گریپر و نقاط تکیه یا مانع، یک شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرد. لی و همکاران [۱۹]، یک مطالعه دقیق برای استفاده از

روش خودتنظیم مجدد گشتاور محاسبه شده با استفاده از شبکه‌های عصبی برای کنترل‌کننده PD غیرخطی در ربات‌های موازی دو درجه آزادی ارائه کرده‌اند. رحمانی و همکاران [۲۰]، از یک شبکه عصبی موجهک، برای حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی استوارت به منظور تقریب مسیرهای خاص و دایره‌ای استفاده کرده‌اند. در این شبکه عصبی، علاوه بر به‌روزرسانی وزن‌های شبکه در هر مرحله از آموزش، پارامترهای موجهک نیز به‌روزرسانی شده و برای حفظ پایداری از ضرایب مومتموم استفاده می‌شود. عملکرد شبکه پیشنهادی دارای خطای کمتر از یک درصد است. اما به دلیل ساختار هیبریدی، خطای لینک‌های پایین بر روی صفحه متحرک تأثیرگذار است و خطا به صورت تجمعی افزایش می‌یابد. لیو و همکاران [۲۱]، حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی کروی را با استفاده از تحلیل شبکه عصبی ارائه کرده‌اند. آنها در نظر گرفتن چندین شبکه عصبی به جای یک شبکه واحد برای مدل‌سازی، پیچیدگی تحلیل را کاهش داده‌اند. زاریزایتا و همکاران [۲۲]، به تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی 3-PRS با الگوی حرکتی دو درجه دورانی و یک درجه انتقالی پرداخته‌اند. در این روش، از سه شبکه عصبی برای تخمین معادلات تفکیک شده حاکم بر سه درجه آزادی ربات موازی استفاده می‌شود. لیو و همکاران [۲۳] به حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی دلتا با استفاده از شبکه عصبی پس انتشار بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک پرداخته‌اند. در این روش، از شبکه عصبی با یک لایه میانی و سه ورودی برای سه مفصل دورانی استفاده شده است. وو و همکاران [۲۴] به بررسی سینماتیک مستقیم ربات موازی ۳ درجه آزادی فضایی با استفاده از شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با الگوریتم کلونی مورچگان پرداخته‌اند. در این روش از الگوریتم بهینه‌سازی برای آموزش شبکه عصبی به منظور حداقل کردن میانگین مربعات خطا استفاده شده است. در تمامی روش‌ها، ابتدا مسئله سینماتیک معکوس ربات موازی، که نسبت به مسئله سینماتیک مستقیم دارای پیچیدگی‌های کمتری است، در تمام فضای کاری ربات موازی تحلیل شده و سپس جواب‌های حل سینماتیک معکوس ربات به عنوان ورودی شبکه عصبی لحاظ خواهد شد.

از آنجا که معادلات حاکم بر سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی غیرخطی و پیچیده هستند، بنابراین حل تحلیلی مسئله سینماتیک مستقیم این ربات‌ها به زمان بسیار زیادی نیاز دارد و برای حل بلادرنگ ربات ناکارآمد است. حال آنکه تحقیقات انجام شده در زمینه مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی نشان می‌دهد که نیاز به روش‌های برخط و با دقت بالا برای تحلیل این مسئله همچنان احساس می‌شود. بر این اساس، در این مقاله به تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی صفحه‌ای با استفاده از روش‌های ترکیبی و مبتنی بر شبکه‌های عصبی پرداخته شده است. مهمترین مزیت روش پیشنهادی این است که می‌تواند به صورت بلادرنگ و با کمترین خطا در مقایسه با سایر روش‌ها، تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی را انجام دهد. این روش دارای دو فاز تخمین فضای کاری ربات موازی و تعیین جواب‌های مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی با استفاده از چندین شبکه عصبی بر اساس درجه آزادی ربات است. برای این منظور، کل فضای کاری با استفاده از تکنیک همپوشانی مرزی به زیرفضاهای کوچک‌تر تقسیم می‌شود، تا از این طریق با کاهش پیچیدگی مدل‌سازی بتوان با سرعت بالایی به حل مسئله پرداخت. سپس از یک طبقه‌بند برای شناسایی زیرفضاها استفاده شده و با دو شبکه عصبی تفکیک‌شده در هر زیرفضا، به حل نهایی مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی پرداخته می‌شود. استفاده از شبکه‌های عصبی مجزا بر اساس درجات آزادی، باعث افزایش دقت تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی می‌شود. تمام شبکه‌های عصبی بکاررفته از یک ساختار چندلایه پرسپترون (MLP^1) از طریق

¹Multilayer perceptron

انتخاب افزایشی نرون‌ها استفاده می‌کنند. در نهایت، الگوریتم پیشنهاد شده بر روی ربات موازی 3-PRR پیاده‌سازی و با مقایسه با سایر روش‌ها نشان داده می‌شود که این روش، برای حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی صفحه‌ای با دقت قابل قبول و به صورت بلادرنگ مناسب است.

ادامه این مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است: در بخش دوم، به تشریح روش مورد نظر بر پایه استفاده از طبقه‌بند و شبکه عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. در بخش سوم، ساختار ربات موازی 3-PRR و تحلیل پارامتری مسئله سینماتیک مستقیم آن بیان می‌شود. در بخش چهارم، روش ارائه شده بر روی مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی صفحه‌ای مذکور اعمال می‌شود. در بخش پنجم، نتایج حاصل از پیاده‌سازی انواع شبکه‌های عصبی در تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی فوق بیان شده و با روش ارائه شده مقایسه می‌شود. در نهایت و در بخش ششم، نتیجه‌گیری مقاله ارائه شده است.

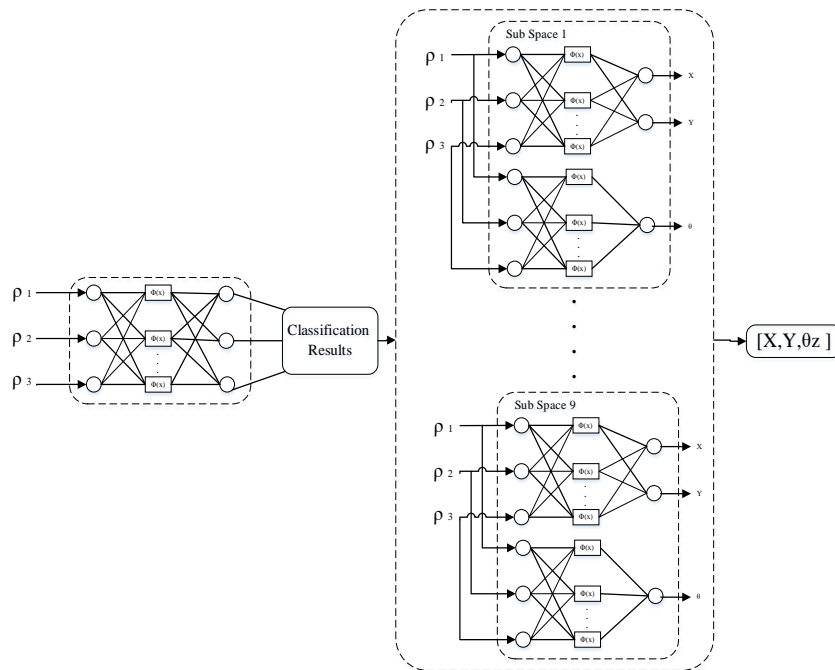
۲- تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی با استفاده از روش ترکیبی مبتنی بر شبکه عصبی

در تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی، ورودی‌های مفاصل فعال در هر زنجیره، جزء معلومات مسئله محسوب می‌شوند. پارامترهای طراحی نیز در هر ربات موازی مشخص هستند که متناسب با درجه آزادی آن، بر اساس پارامترهای انتقالی شامل α ، β و پارامتر دورانی شامل θ نسبت به چهارچوب ثابت بیان می‌شوند. از آنجا که معادلات حاکم بر ربات موازی پیچیده و غیرخطی هستند، لذا استفاده از شبکه‌های عصبی معمول نیاز به تعداد نرون‌های زیاد و در نتیجه حجم محاسباتی بالایی دارد که تنها به حل تقریبی مسئله منجر شده و عموماً دقت قابل قبولی ندارند. از طرفی استفاده از شبکه‌های عصبی ساده با نرون‌های کمتر به معنی تسریع در محاسبات است؛ بنابراین، در این تحقیق به منظور افزایش دقت و کارایی، ابتدا فضای کاری ربات موازی به تعدادی زیرفضا تقسیم می‌شود. در مرحله دوم از یک طبقه‌بند برای شناسایی زیرفضای متناظر با مسئله سینماتیک مستقیم استفاده می‌شود. در انتها و پس از تعیین زیرفضای مربوطه، با استفاده از دو شبکه عصبی مختلف، یکی برای تعیین موقعیت و دیگری برای تعیین جهتگیری سکوی متحرک، به حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی پرداخته می‌شود. روند کلی حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی با رویکرد پیشنهاد شده در شکل ۱ نشان داده شده است.

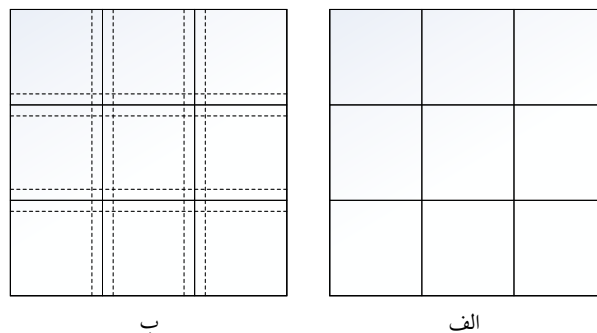
با توجه به اینکه ربات موازی می‌تواند دارای درجه آزادی انتقالی و دورانی باشد، فضای کاری بر مبنای درجه آزادی انتقالی تقسیم‌بندی می‌شود. در نتیجه، فضای کاری مطابق شکل ۲(الف) به چندین زیرفضای کوچک‌تر تقسیم می‌شود و برای هر زیرفضا شبکه عصبی با ساختاری ساده‌تر ایجاد می‌شود. محدوده زیرفضاها بر اساس میانگین مجموع داده‌ها در هر زیرفضا به دست می‌آید، تا تعداد داده‌ها در تمامی زیرفضاها برابر باشد. همچنین تعداد زیرفضاها بر اساس حداقل زیرفضا با خطای قابل قبول در تخمین، حاصل می‌شود. حجم زیرفضای تعریف شده بر دقت طبقه‌بند تأثیر می‌گذارد، به طوری که تعداد بیشتر زیرفضا، پارامترهای ساختاری بیشتری از شبکه عصبی را تولید می‌کنند که به نوبه خود نیاز به ذخیره بیشتر حافظه دارد. بنابراین، تعداد زیرفضاها باید به گونه‌ای انتخاب شود تا سرعت محاسبات و ذخیره داده‌ها در تعادل باشند. از طرفی اگر اندازه فضای کاری کوچک باشد، نرون‌های کمتری لازم است. بنابراین، تخمین محدوده فضای کاری منجر به اجرای دقیق‌تر الگوریتم می‌شود. مرز هم‌پوشانی در هر

زیرفضا بر اساس ضریب ۰/۲۵ از حداقل و حداکثر مقدار داده موجود در آن زیرفضا حاصل می‌شود. از آنجا که مسیر ربات مسیری پیوسته است، لذا مرز هم‌پوشانی برای تضمین دقت الگوریتم در نظر گرفته شده مطابق شکل ۲(ب) است.

در روش پیشنهادی، ابتدا از یک شبکه عصبی به عنوان طبقه‌بند برای شناسایی زیرفضاهای متناظر با مسئله سینماتیک مستقیم استفاده شده است. پس از تشخیص زیرفضای مربوطه، دو شبکه عصبی جداگانه برای تعیین موقعیت و جهتگیری سکوی متحرک در آن زیرفضا فعال شده که به حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی می‌انجامد. مرسوم‌ترین شبکه عصبی، شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشار خطا است که این شبکه با ساختار سه‌لایه قادر است هر تابع پیوسته غیرخطی را با دقت دلخواه تخمین بزند. این شبکه به دلیل پردازش‌های موازی، از سرعت پردازش بالایی نیز برخوردار است. در واقع، در چنین سیستمی، وظیفه کلی پردازش، بین پردازنده‌های کوچک‌تر تقسیم می‌شود. در این شبکه عصبی، هر سلول به صورت مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتارهای تمامی سلول‌ها است. شبکه عصبی با بهینه‌سازی وزن‌ها و مقادیر بایاس‌ها آموزش داده می‌شود. این آموزش تا زمانی که مقدار خروجی در لایه انتهایی نرون‌ها تا حد امکان به مقدار واقعی نزدیک شود ادامه پیدا می‌کند. بر این اساس، میانگین مجذور مربعات خطای شبکه به عنوان تابع هزینه تعریف شده و کمینه کردن تابع هزینه، هدف الگوریتم است.



شکل ۱. ساختار کلی روش پیشنهادی.



شکل ۲. تقسیم فضای کاری به زیرفضاها، (الف) برای فاز طبقه‌بندی، (ب) برای فاز شبکه عصبی.

در مقایسه با رویکردهای معمول، روش پیشنهادی از تفکیک فضای کاری و استفاده از شبکه‌های عصبی مجزا به ازای درجات آزادی انتقالی و دورانی بهره می‌برد. علاوه بر این، یکی از انتخاب‌های مهم طراحی، تنظیمات خروجی شبکه است. برای آنکه تعداد نرون‌های لایه پنهان به کمترین مقدار ممکن برسد، می‌توان خروجی‌ها را به صورت جداگانه توسط شبکه‌های عصبی مختلف تخمین زد. لذا بهترین ساختار پیشنهادی، بر پایه ایجاد شبکه‌های عصبی تفکیک شده بر اساس ساختار خروجی شکل می‌گیرد، به طوری که یک شبکه عصبی برای تخمین موقعیت و یک شبکه عصبی برای تخمین جهت‌گیری سکوی متحرک در هر زیرفضا در نظر گرفته شود. این تغییر، علاوه بر کاهش پیچیدگی حاصل از یک شبکه عصبی برای برآورد کل مدل، از کمترین زمان ممکن نیز برای تخمین خروجی بهره می‌برد.

۳- ساختار و تحلیل پارامتری مسئله سینماتیک ربات موازی صفحه‌ای 3-PRR

مکانیزم موازی شامل دو یا چند زنجیره سینماتیکی است که از یک سو به یک پایه ثابت و از سوی دیگر به صفحه متحرک متصل است. نام یک ربات موازی بیانگر تعداد زنجیره‌های سینماتیکی و نوع مفاصل آن است. عدد بکار برده شده در ابتدای نام زنجیره سینماتیکی یک ربات موازی نشان‌دهنده تعداد آن زنجیره در ربات موازی است. همچنین در زیر حرف مفاصل فعال خطی کشیده شده است که آن‌ها را از مفاصل غیرفعال مجزا می‌کند. ربات موازی سه درجه آزادی صفحه‌ای، رباتی است که سکوی متحرک آن دارای سه درجه آزادی با الگوی حرکتی دو درجه انتقالی و یک درجه دورانی حول محور عمود بر صفحه است.

ربات موازی صفحه‌ای 3-PRR، در نظر گرفته شده برای صحت اعتبارسنجی روش پیشنهادی، از سه زنجیره سینماتیکی تشکیل شده است که در سه نقطه به سکوی متحرک، که مثلثی شکل است، متصل هستند. در هر زنجیره سینماتیکی، یکی از سه مفصل فعال و دو مفصل دیگر غیرفعال هستند. مفاصل متصل به سکوی ثابت و متحرک از A_i و C_i به ترتیب با A_i و C_i و مفصل میانی نیز با B_i نشان داده می‌شود (شکل ۳). در این ربات موازی، چارچوب ثابت O_{xyz} بر روی مفصل A_1 به صورتی قرار می‌گیرد که محور z در راستای محور دوران مفصل لولایی قرار داشته باشد. همچنین چارچوب متحرک $O'_{x'y'z'}$ نیز بر روی مفصل C_1 طوری نصب می‌شود که راستای محور z' در راستای محور z از چارچوب محور ثابت قرار گیرد. با توجه به حرکت صفحه‌ای ربات، جهت‌گیری محور z' از چارچوب متحرک، همواره ثابت و در جهت محور z از چارچوب ثابت است، اما جهت‌گیری محورهای x' و y' با تغییر ورودی‌های مکانیزم، تغییر می‌کند. در شکل ۴، طرح کلی یک زنجیره سینماتیکی از ربات موازی مذکور نشان داده شده است. بردار r_i به عنوان بردار موقعیت نقطه A_i (مکان اولین مفصل در هر زنجیره سینماتیکی) در چارچوب ثابت تعریف می‌شود. به طور مشابه d'_i نیز بردار موقعیت نقطه C_i در چارچوب متحرک (مکان آخرین مفصل در زنجیره شماره i) است. همچنین، در زنجیره‌های سینماتیکی ربات، اندازه بردارهای $A_i B_i$ و $B_i C_i$ به ترتیب با ρ_i و l نشان داده می‌شوند. در نهایت، موقعیت سکوی متحرک (بردار اتصال نقطه O به نقطه O') نیز به وسیله بردار $P = [x, y]^T$ و جهت‌گیری چارچوب متحرک (سکوی متحرک) نسبت به چارچوب ثابت نیز به وسیله ماتریس دوران Q مطابق رابطه (۱) بیان می‌شود.

$$Q = \begin{bmatrix} C_\theta & -S_\theta \\ S_\theta & C_\theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

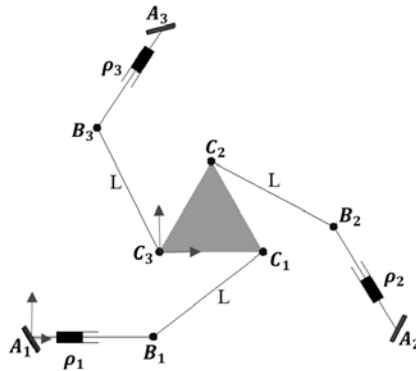
که در روابط فوق، s مخفف سینوس و c مخفف کسینوس در نظر گرفته شده است. همچنین از آنجا که مفصل انتهایی در هر زنجیره به سکوی متحرک متصل است، می‌توان موقعیت آن را به صورت مستقیم بر اساس موقعیت سکوی متحرک و بر اساس پارامترهای x ، y و θ بیان کرد:

$$[x_{Ci} \ y_{Ci}]^T = \mathbf{P} + \mathbf{Q}_i \mathbf{d}'_i = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c_\theta & -s_\theta \\ s_\theta & c_\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d'_{ix} \\ d'_{iy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x + d'_{ix}c_\theta - d'_{iy}s_\theta \\ y + d'_{ix}s_\theta + d'_{iy}c_\theta \end{bmatrix} \quad (2)$$

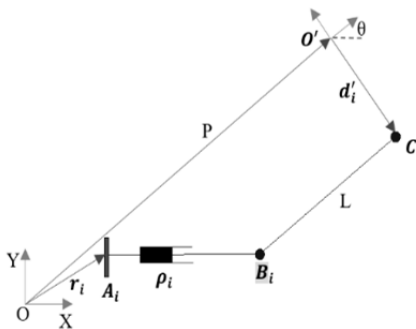
در ربات موازی مذکور، $d'_1 = (0,0)$ و $d'_2 = (b,0)$ و $d'_3 = \left(\frac{1}{2}b, b\right)$ (رئوس مثلث سکوی متحرک در چهارچوب متحرک)

در نظر گرفته می‌شوند. همچنین موقعیت نقاط A_i به صورت $r_1 = (0,0)$ ، $r_2 = (a,0)$ و $r_3 = \left(\frac{1}{2}a, \frac{\sqrt{3}}{2}a\right)$ (رئوس مثلث سکوی ثابت در چهارچوب ثابت) بیان می‌شوند.

از سینماتیک معکوس برای بدست آوردن مقدار متغیرهای مفصلی، با فرض معلوم بودن موقعیت و جهت‌گیری مجری نهایی استفاده می‌شود. در ربات‌های موازی، معادلات سینماتیک معکوس با استفاده از روابط هندسی در هر زنجیره از روابط به دست می‌آید. طول روابطها، موقعیت و جهت‌گیری مجری نهایی و همچنین موقعیت مفاصل متصل به زمین مشخص است و هدف تعیین متغیرهای مفصلی است. با توجه به هندسه مکانیزم، موقعیت مفاصل A_i و پارامترهای طراحی a ، b و l معلوم است که مقادیر مربوط به هر کدام در جدول ۱ آمده است. بنابراین با قرار دادن این مقادیر در رابطه (۳)، معادله مربوط به موقعیت مفاصل B_i بر حسب متغیرهای مجهول ρ_i مشخص می‌شود. بنابراین در هر زنجیره یک معادله با یک مجهول (طول مفصل کشویی) ظاهر می‌شود. با حل این معادله، طول مفاصل کشویی فعال بدست می‌آید.



شکل ۳. طرح شماتیک ربات موازی صفحه‌ای 3-PRR



شکل ۴. طرح شماتیک زنجیره سینماتیکی ربات موازی 3-PRR

جدول ۱. پارامترهای طراحی ربات موازی 3-PRR

a (cm)	b (cm)	l_2 (cm)
120	20	60

$$\begin{bmatrix} x_{Bi} & y_{Bi} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} x_{Ai} + \rho_i \cdot c_{\theta_i} & y_{Ai} + \rho_i \cdot s_{\theta_i} \end{bmatrix}^T \quad (3)$$

موقعیت مفصل انتهایی هر زنجیره نیز طبق رابطه (۲) به صورت $C_1 = [x, y]$ ، $C_2 = [x + bc_{\theta}, y + bs_{\theta}]$ و $C_3 = [x + 0.5bc_{\theta} + \sqrt{3}bs_{\theta}, y + 0.5bs_{\theta}c_{\theta} + \sqrt{3}bc_{\theta}]$ محاسبه شده و معادله $B_i C_i$ طبق رابطه (۴) به دست می‌آید.

$$B_i C_i = (x_{Ci} - x_{Bi})^2 + (y_{Ci} - y_{Bi})^2 - l_2^2 \quad (4)$$

سپس برای مشخص کردن نقاطی که در فضای کاری ربات موازی مذکور صدق می‌کنند، کافی است بعد از حل مسئله سینماتیک معکوس و به دست آوردن طول مفاصل کشویی فعال ربات موازی، به وجود و یا عدم وجود بخش موهومی در این مقادیر به دست آمده توجه شود. اگر طول مفصل کشویی مورد نظر دارای بخش موهومی نباشد، می‌توان گفت که نقطه در نظر گرفته شده، در فضای کاری ربات صدق می‌کند.

۴- تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی 3-PRR با استفاده از روش پیشنهادی

در این مطالعه، با استفاده از هندسه ربات، معادلات سینماتیکی ربات موازی 3-PRR استخراج شده و سپس با حل مسئله سینماتیک معکوس، مجموعه نقاط موجود در فضای کاری برای تهیه داده‌های آموزشی شبکه عصبی بدست آمده است. بدین صورت که تمام فضای کاری ربات موازی مذکور با گام 0.25 پوشش شده و تعداد 105000 نمونه آموزشی برای موقعیت x, y و دوران θ (جهت‌گیری سکوی متحرک حول محور z) در فضای کاری ربات حاصل شده است. محدوده فضای کاری ربات در جدول ۲ نشان داده شده است. سپس با تحلیل مسئله سینماتیک معکوس، طول متغیرهای مفاصل محرک ربات $i = 1, 2, 3$ به ازای هر نمونه آموزشی محاسبه شده است. حال متغیرهای مفاصل محرک به عنوان ورودی و مکان و جهت‌گیری مجری نهایی $P = [x, y, \theta]$ به عنوان خروجی متناظر با آن، به صورت زوج داده‌های آموزشی در نظر گرفته می‌شود.

پس از فراهم کردن زوج داده‌های آموزشی، در فاز اول از روش پیشنهادی که ایجاد یک طبقه‌بند است، از شبکه عصبی با تابع انتقال ورودی خطی و یک لایه مخفی با تابع انتقال سیگموئید دوقطبی استفاده می‌شود. فضای کاری ربات موازی 3-PRR به ۹ بخش تقسیم شده و زیرفضای نقاط توسط طبقه‌بند با دقت 92% به دست می‌آید. فاز دوم، حل مسئله در هر زیرفضا با استفاده از شبکه عصبی است. از آنجا که خروجی شبکه دو مقدار موقعیت و یک مقدار دوران است، از دو شبکه عصبی با ساختار 3-N-2 (سه ورودی و دو خروجی) برای یافتن موقعیت مجری نهایی بر حسب x و y و یک شبکه با ساختار 3-N-1 (سه ورودی و دو خروجی) برای یافتن جهت‌گیری مجری نهایی بر حسب θ استفاده می‌شود.

جدول ۲. محدوده فضای کاری ربات موازی 3-PRR

X (cm)		Y (cm)		θ (deg)	
Min	Max	Min	Max	Min	Max
0	120	0	60	-60	60

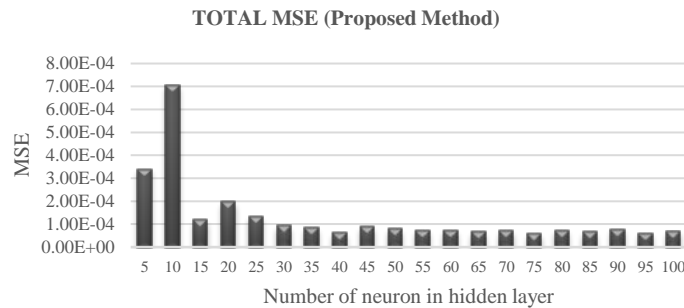
مجموعه داده‌ها در هر زیرفضا با حاشیه $\nu=0.5$ در نظر گرفته شده تا شرط پیوستگی حفظ شود. میزان خطای شبکه بر اساس معیار حداقل مربعات خطا به ازای تعداد نرون‌های مختلف با گام ۵ برای شبکه عصبی در شکل ۵ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، با افزایش تعداد نرون‌ها میزان خطا کاهش پیدا می‌کند، اما افزایش بیش از حد تعداد نرون‌ها باعث کاهش سرعت اجرا می‌شود. لذا، حداقل تعداد نرون‌ها با خطای قابل قبول، از طریق آزمایش و خطا، برابر ۴۰ در نظر گرفته می‌شود. از طرفی با توجه به ماهیت غیرخطی مسئله، تابع سیگموئید انتخاب مناسبی برای تابع فعال‌ساز شبکه است. نتایج تجربی و مقایسه با سایر روش‌ها که در ادامه آورده شده است به وضوح نشان می‌دهد که استفاده از چند شبکه عصبی به طور همزمان، به دلیل توانایی بیشتر در شناسایی پیچیدگی مدل می‌تواند به دقت برآورد بالاتر منتج شود.

۵- مقایسه روش پیشنهادی با دیگر روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی

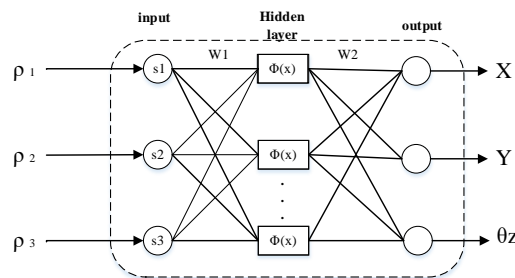
در این بخش، به مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی پرداخته و نتایج حاصل از پیاده‌سازی با شبکه عصبی MLP، شبکه عصبی موجک [۲۰]، شبکه عصبی GMDH [۱۲] و دو شبکه عصبی ترکیبی [۲۱، ۲۲] بر روی ربات موازی مذکور مورد مقایسه قرار گرفته است. همچنین برای ارزیابی بیشتر به ازای مسیر دایره‌ای، به مقایسه روش‌ها پرداخته شده است.

۱-۵- شبکه عصبی MLP

شبکه عصبی پس انتشار مجموعه‌ای از نرون‌ها است که در لایه‌های مختلفی پشت سر هم قرار گرفته‌اند. مقادیر ورودی پس از ضرب در وزن‌های موجود در گذرگاه‌های بین لایه‌ها، به نرون بعدی رسیده و در آنجا با هم جمع می‌شوند و پس از عبور از تابع شبکه مربوطه، خروجی نرون‌ها را تشکیل می‌دهند. در پایان خروجی به دست آمده با خروجی موردنظر مقایسه شده و خطای به دست آمده، برای اصلاح وزن‌های شبکه به کار می‌رود [۲۵]. در شکل ۶ شبکه عصبی استفاده شده برای حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی 3-PRR نشان داده شده است.



شکل ۵. میانگین مربعات خطا به ازای روش پیشنهادی.



شکل ۶. شبکه عصبی MLP با ساختار (3-N-3).

ساختار شبکه عصبی MLP پایه با تعداد نرون‌های متفاوت بین ۵ تا ۱۰۰ نرون در لایه میانی با تابع فعال‌ساز سیگموئید و خطی، به ترتیب در لایه‌های میانی و خروجی مورد بررسی قرار گرفته است و نتایج حاصل از میانگین مربعات خطا به ازای تعداد نرون‌های متفاوت در لایه میانی برای ربات موازی ذکر شده، در شکل ۷ آورده شده است. نتایج نشان می‌دهد شبکه عصبی پایه با حداقل خطای ۰/۰۰۳ می‌تواند سینماتیک مستقیم ربات را تخمین بزند. همچنین با افزایش تعداد نرون‌ها در لایه میانی، مدل به سمت بیش برآزش میل می‌کند و الزاماً افزایش تعداد نرون‌ها باعث افزایش دقت مدل نیست.

۲-۵- شبکه عصبی موجک

موجک سیگنالی است که انرژی آن در محدوده زمانی مشخص متمرکز شده و ایزاری مناسب برای تحلیل سیگنال‌های گذرا، غیرایستا یا متغیر با زمان است. تابع $\psi(t)$ موجک یا موجک مادر نامیده می‌شود. شکل پیوسته تبدیل موجک، یک درجه انعطاف‌پذیر را در حوزه زمان-فرکانس ارائه می‌کند که باریک و کم پهناست. تابع موجک $\psi_{a,b}$ از روی تابع موجک مادر به صورت رابطه (۵) به دست می‌آید:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (5)$$

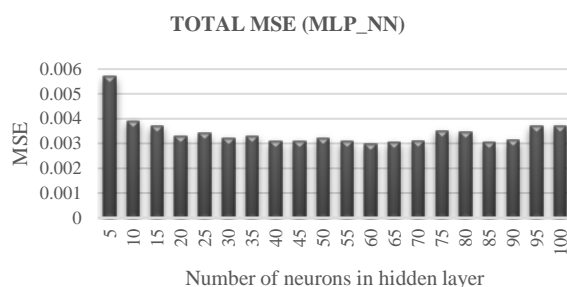
در این رابطه، a پارامتر مقیاس و b پارامتر جابجایی است. نکته مهم در توانایی موجک در تولید نگاشت زمان-فرکانس، تشخیص واضح سیگنال است. از مهمترین موجک‌های موجود، تابع موجک کلاه مکزیکی، از توابع درجه دوم با تابع چگالی احتمال گوسی مطابق رابطه (۶) است که به عنوان توابع فعال‌ساز شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته است [۲۶].

$$\psi(x) = (1 - 2x^2) \exp(-x^2) \quad (6)$$

خروجی هر نرون در این شبکه مطابق رابطه زیر است:

$$y_i = \sum_{a=1}^M \sum_{b=1}^{a-1} C_{a,b}^i \psi_{a,b}(x_i) \quad (7)$$

که در این رابطه M تعداد کل توابع موجک انتخاب شده برای هر ورودی، x_i ورودی i ام و $C_{a,b}^i$ وزن بین ورودی i ام است. اگر $\psi_{a,b}$ تابع تبدیل غیرخطی نرون مخفی M ام و $C_{a,b}$ وزن مربوط به یک ورودی باشد، این ساختار در لایه پنهان به صورت زیر توصیف می‌شود که در آن نخست خروجی‌های لایه ورودی به صورت خطی جمع شده و به تابع موجک $\psi_{a,b}$ به عنوان دومین عملگر مطابق رابطه (۸) اعمال می‌شوند.



شکل ۷. میانگین مربعات خطا به ازای شبکه عصبی MLP.

$$y_{a,b} = \psi_{a,b} \left(\sum_{i=1}^n C_{a,b}^i x_i \right) \quad (8)$$

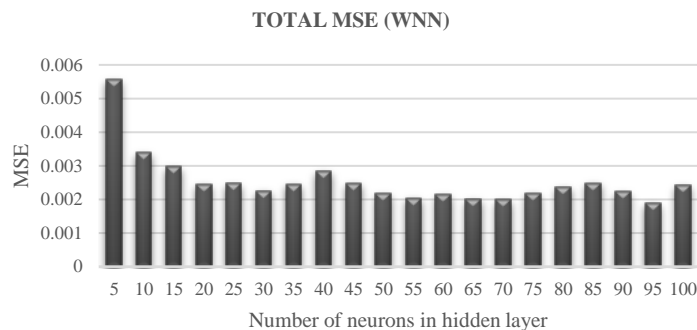
ساختار شبکه عصبی WNN با تعداد نرون‌های متفاوت در لایه میانی و تابع فعال‌ساز کلاه مکزیکی مورد بررسی قرار گرفته است و نتایج حاصل از میانگین مربعات خطا برای ربات موازی ذکر شده، در شکل ۸ آورده شده است. همانطور که در نمودار این شکل نیز مشاهده می‌شود، در این روش حداقل خطا، ۰/۰۰۲ است. لذا استفاده از توابع فعال‌ساز موجک به دلیل خاصیت چندتفکیکی آن بهتر از شبکه عصبی MLP عمل می‌کند. اما همچنان نسبت به روش ارائه شده دارای خطای بیشتری است.

۳-۵- شبکه عصبی GMDH^۱

شبکه GMDH، شبکه‌ای خود سازمانده و یک سویه با چندین لایه است که هر لایه نیز از چندین نرون تشکیل شده است. تمامی نرون‌ها ساختار مشابهی دارند، به طوری که همگی آنها دارای دو ورودی و یک خروجی و هر نرون با ۵ وزن و یک بایاس، عمل پردازش میان داده‌های ورودی و خروجی را برقرار می‌کند. در این الگوریتم، مدل‌های ساخته شده از روی داده‌هایی با خصوصیات شبیه به یکدیگر، باید رفتاری مشابه داشته باشند. در غیر این صورت، پارامتر تأثیرگذار در این تفاوت رفتاری، باید تصحیح شود. هدف اصلی این روش، تابعی در یک شبکه بر اساس تابع انتقال درجه دوم است. مزیت شبکه عصبی GMDH، به دست آوردن یک مدل ریاضی بر حسب چند جمله‌ای‌ها برای فرآیند است که این مدل ریاضی می‌تواند در شناسایی و توصیف سیستم مورد استفاده قرار گیرد. شبکه عصبی GMDH، در برگیرنده مجموعه‌ای از نرون‌ها است که از پیوند جفت‌های مختلف از طریق یک چند جمله‌ای درجه دوم به وجود می‌آید. شبکه با ترکیب چند جمله‌ای‌های درجه دوم حاصل از تمامی نرون‌ها، تابع تقریبی \hat{f} را با خروجی \hat{y} ، برای یک مجموعه از ورودی‌های $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ با کمترین خطا در مقایسه با خروجی واقعی y ، توصیف می‌کند. بنابراین، برای M داده شامل n ورودی و یک خروجی، می‌توان به شبکه‌ای دست یافت که میانگین مربعات خطا بین مقادیر حقیقی و پیش‌بینی شده کمینه شود، به بیان دیگر:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^M (\hat{y}_i - y_i)^2}{M} \rightarrow \min \quad (9)$$

شکل عمومی اتصال بین متغیرهای ورودی و خروجی را می‌توان با استفاده از تابع چند جمله‌ای به شکل رابطه (۱۰) بیان کرد.



شکل ۸. میانگین مربعات خطا به ازای شبکه عصبی ویولت.

^۱Group method of data handling

$$\hat{y} = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x_i + \dots + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (10)$$

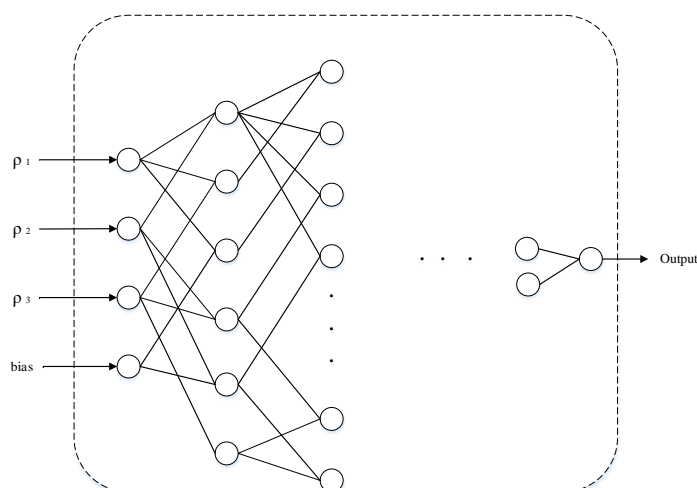
این تابع، چندجمله‌ای ایواخنکو نامیده می‌شود. ضرایب مجهول a_i چنان به دست می‌آیند که اختلاف بین خروجی واقعی y و مقادیر محاسبه شده \hat{y} برای هر جفت متغیر ورودی x_i و x_j کمینه شود. مجموعه‌ای از چندجمله‌ای‌ها با استفاده از روش فوق ساخته می‌شوند که ضرایب مجهول تمام آنها، با استفاده از معیار حداقل مربعات به دست می‌آید. برای هر تابع f (هر نرون ساخته شده)، ضرایب معادلات هر نرون به منظور انطباق بهینه ورودی‌ها بر تمام مجموعه‌های ورودی-خروجی به دست می‌آیند. در روش‌های پایه‌ای الگوریتم GMDH، تمامی ترکیبات دوتایی (نرون‌ها) از n متغیر ورودی ساخته شده و ضرایب نامعلوم تمام نرون‌ها با استفاده از معیار حداقل مربعات به دست می‌آیند. ضرایب نرون‌ها در لایه‌های پنهان و خروجی در مرحله آموزش بر اساس تعریف اولیه از سطح معنادار و فاصله اطمینان، تعیین و فرآیند بهینه‌سازی ضرایب و معادلات نرون‌ها و سازوکار غربال‌سازی داده‌ها، یعنی حذف متغیرهایی که همبستگی پایینی را در این مرحله نشان می‌دهند، توسط الگوریتم گرادیان نزولی صورت می‌گیرد [۲۷].

دیاگرام شکل ۹ نشان‌دهنده نحوه تجزیه سیستم و ترکیب سیستم‌های جزئی است.

ساختار شبکه عصبی GMDH با ساختار متفاوت و حداکثر تعداد لایه برابر ۱۰ و حداکثر تعداد نرون‌ها در هر لایه برابر ۱۴ با آزمایش و خطا مورد بررسی قرار گرفته است و نتایج حاصل از مجموع و میانگین مربعات خطا مطابق جدول ۳ بدست آمد. همانطور که مشاهده می‌شود در این شبکه حداقل خطا برابر ۰/۰۱ است که نسبت به سایر روش‌ها خطای بالاتری دارد. زیرا این شبکه برای مدل‌هایی با پارامترهای زیاد مناسب است، بنابراین هر چه تعداد مجهولات مسئله بالاتر برود، عملکرد بهتری خواهد داشت. این در حالی است که در ربات موازی مورد بررسی، تعداد مجهولات برابر سه است.

۵-۴- شبکه عصبی دوگانه Dual NN

در این روش که ساختار کلی آن در شکل ۱۰ نشان داده شده است، ابتدا با استفاده از یک شبکه عصبی، زیرفضای مربوطه شناسایی می‌شود. سپس، شبکه عصبی متناظر با آن فعال و به حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات منتج می‌شود. در این روش تنها از یک شبکه عصبی برای حل مسئله سینماتیک مستقیم در هر ناحیه استفاده می‌شود.

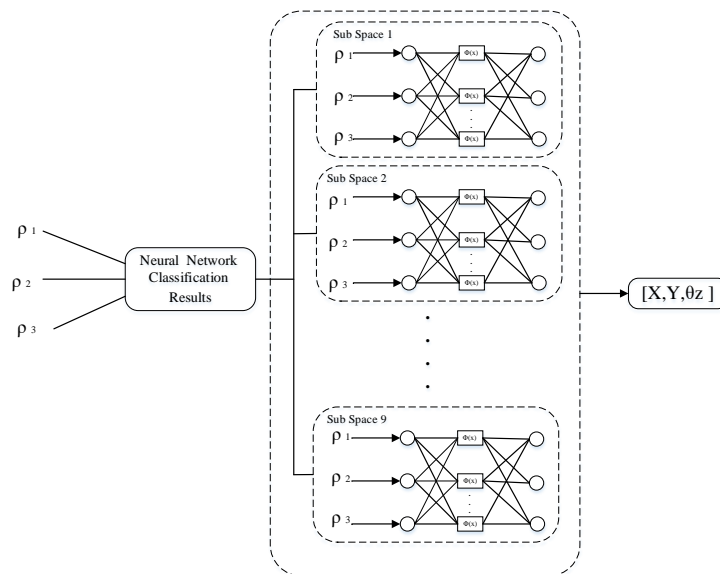


شکل ۹. رویکرد آموزش شبکه عصبی GMDH.

جدول ۳. مجموع و میانگین مربعات خطا برای شبکه عصبی GMDH.

MAE	MSE		
0.055	0.0063	x	Bilinear $\hat{y} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2$
0.0861	0.0158	y	
0.1943	0.0561	θ	
0.1118	0.026067	ave	
0.0245	0.0016	x	Biquadratic $\hat{y} = \text{Bilinear} + a_3x_1^2 + a_4x_2^2 + a_5x_1x_2$
0.0475	0.006	y	
0.1261	0.0289	θ	
0.066033	0.012167	ave	
0.023	0.0014	x	Bicubic $\hat{y} = \text{Biquadratic} + a_6x_1^3 + a_7x_2^3 + a_8x_1^2x_2 + a_9x_1x_2^2$
0.0356	0.0039	y	
0.1198	0.0248	θ	
0.059467	0.010033	ave	

نتایج میانگین مربعات خطا به ازای تعداد نرون‌های مختلف، پس از پیاده‌سازی این روش بر روی مجموعه داده‌های آموزشی، در شکل ۱۱ آورده شده است. این نمودار نشان می‌دهد که با پیاده‌سازی این روش، حداقل خطا برابر ۰/۰۰۰۱ حاصل می‌شود که نشان‌دهنده عملکرد مناسب نسبت به روش‌های پیشین برای حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی است.

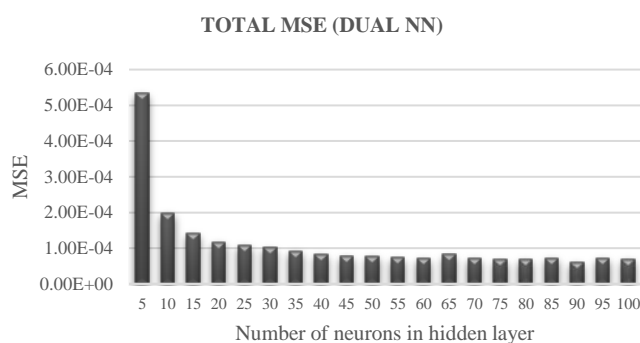


شکل ۱۰. ساختار شبکه عصبی دوگانه.

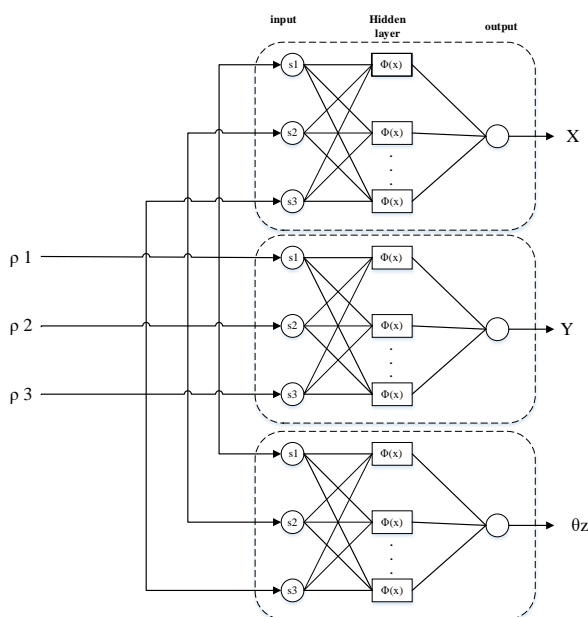
۵-۵- شبکه عصبی مجزا

در این روش با استفاده از چند شبکه عصبی تفکیک شده برای هر درجه آزادی ربات، معادلات حاکم بر سینماتیک تخمین زده می‌شود. نمونه‌ای از ساختار شبکه عصبی استفاده شده در شکل ۱۲ آورده شده است. در این روش با تفکیک شبکه بر اساس درجه آزادی، علاوه بر تعداد نرون‌های کمتر در ساختار شبکه، سرعت قابل قبولی در حل مسئله حاصل شده است. شبکه عصبی تفکیک شده علاوه بر ساختار ساده می‌تواند پیچیدگی حاکم بر ربات را به طرز قابل قبولی یاد گیرد.

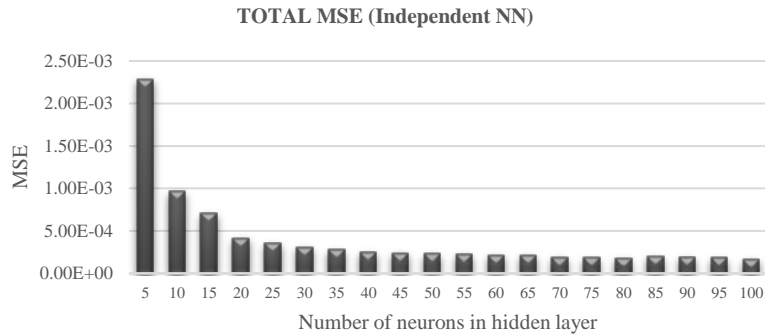
شبکه عصبی مجزا با استفاده از ۳ شبکه عصبی با نرون‌های متفاوت در لایه میانی برای مجموعه داده‌های آموزشی مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی 3-PRR پیاده‌سازی شد. نتایج حاصل از ارزیابی عملکرد مدل با استفاده از معیار حداقل مربعات خطا در شکل ۱۳ آورده شده است. نتایج نشان می‌دهد که حداقل مربعات خطا با پیاده‌سازی این روش در مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی مذکور، برابر ۰/۰۰۰۱ است.



شکل ۱۱. میانگین مربعات خطا به ازای شبکه عصبی دوگانه Dual NN



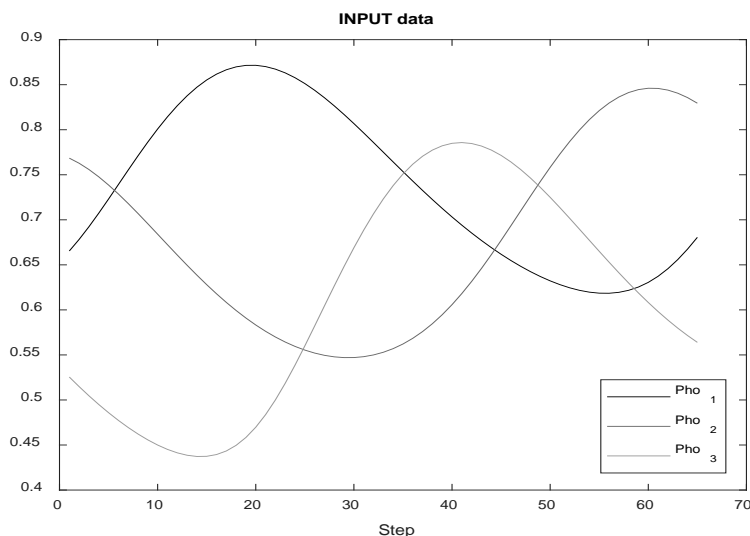
شکل ۱۲. ساختار شبکه عصبی تفکیک شده بر اساس درجه آزادی.



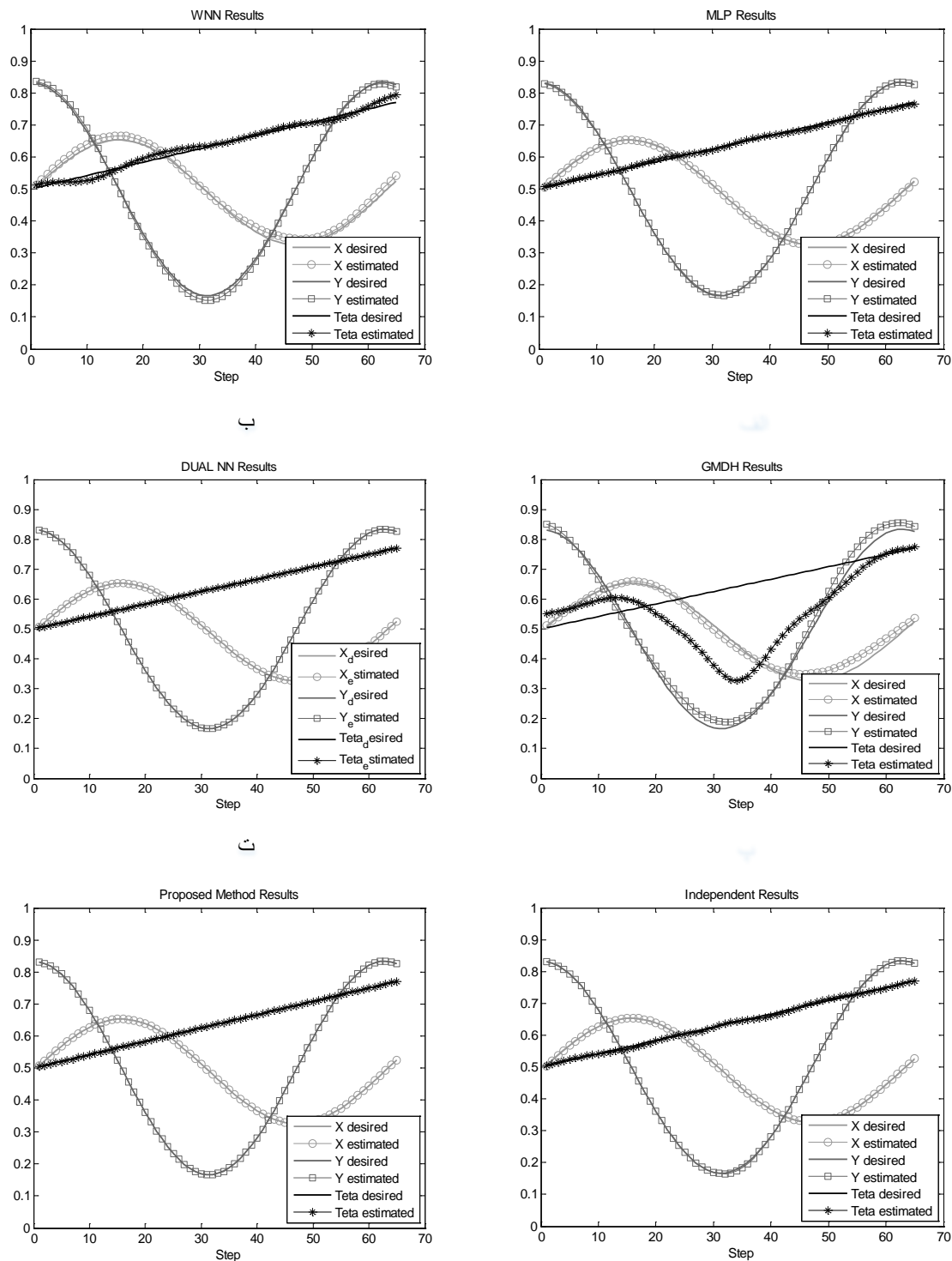
شکل ۱۳. میانگین مربعات خطا به ازای شبکه عصبی مجزا.

۶- شبیه‌سازی مسیر دایره‌ای با استفاده از روش پیشنهادی و مقایسه با دیگر روش‌ها

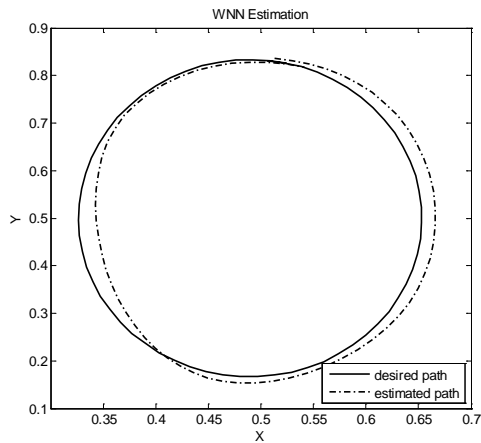
به منظور مقایسه بهتر عملکرد روش بیان شده، خروجی مدل برای تعقیب یک مسیر دایره‌ای با در نظر گرفتن ۳۶۵ نقطه پیاده‌سازی شد. مقادیر مفاصل فعال ربات موازی 3-PRR برای پیمودن پیوسته مسیر دایره‌ای در شکل ۱۴ آورده شده است. در شکل ۱۵، مقادیر α ، γ و θ سکوی متحرک ربات موازی 3-PRR، به دست آمده از روش پیشنهادی، نشان داده شده و با مقادیر حاصل از بهترین ساختار دیگر روش‌های ذکر شده برای پیمودن مسیر دایره‌ای مقایسه شده است. علاوه بر این، نتایج حاصل از برنامه‌ریزی مسیر حرکت دایره‌ای، با استفاده از روش پیشنهادی و سایر روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی در شکل ۱۶ آورده شده است. این نتایج، انطباق بسیار خوب مسیر محاسبه شده بر مسیر مطلوب و کوچک بودن مقادیر خطای پارامترهای سینماتیکی در مقایسه با روش‌های پایه‌ای را نشان می‌دهد. همچنین، نتایج بدست آمده بر اساس نقاط موجود در فضای کاری ربات موازی 3-PRR نشان می‌دهد که استفاده از روش پیشنهادی، تطبیق‌پذیری مدل را افزایش داده است. علاوه بر این، استفاده از شبکه‌های عصبی به‌طور مجزا، به دلیل وجود درجه آزادی‌های دورانی و انتقالی در ربات موازی، می‌تواند به میزان قابل توجهی دقت برآورد را بهبود بخشد.



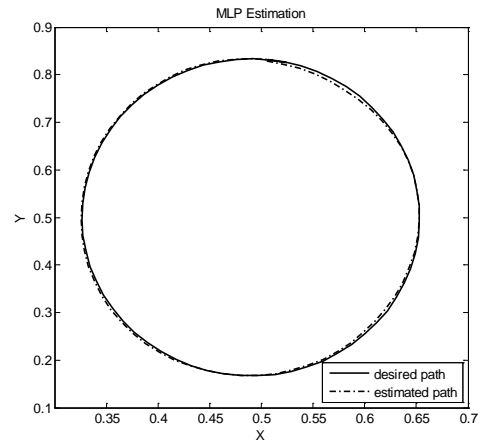
شکل ۱۴. موقعیت مفاصل فعال ربات موازی 3-PRR



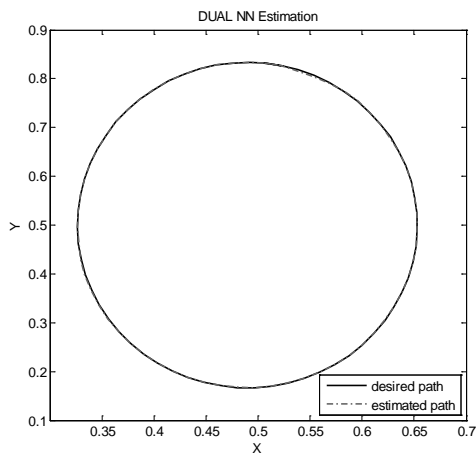
شکل ۱۵. مقایسه مسیر حرکت به ازای هر درجه آزادی برای ربات موازی 3-PRR با استفاده از (الف) شبکه عصبی MLP، (ب) شبکه عصبی ویونت، (پ) شبکه عصبی GMDH، (ت) شبکه عصبی دوگانه، (ث) شبکه عصبی مجزا و (ج) روش پیشنهادی.



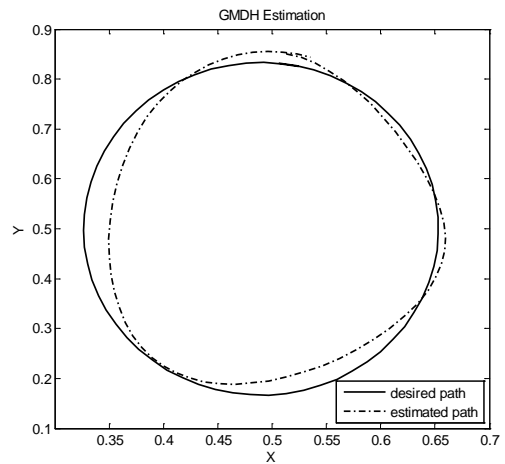
ب



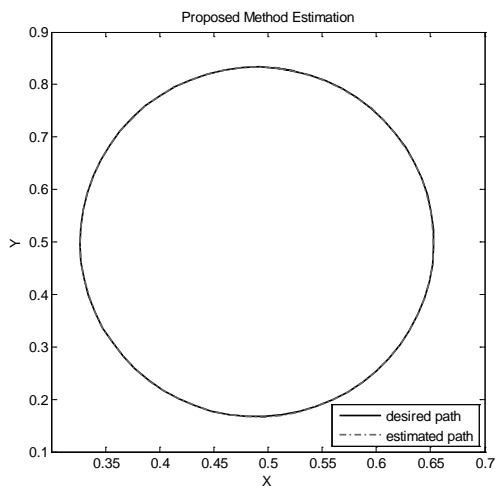
الف



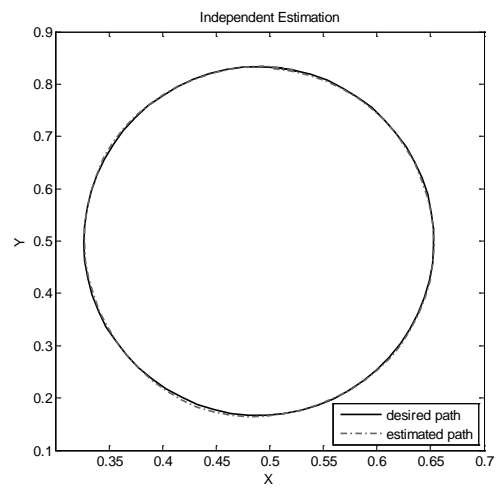
ت



پ



ج



ث

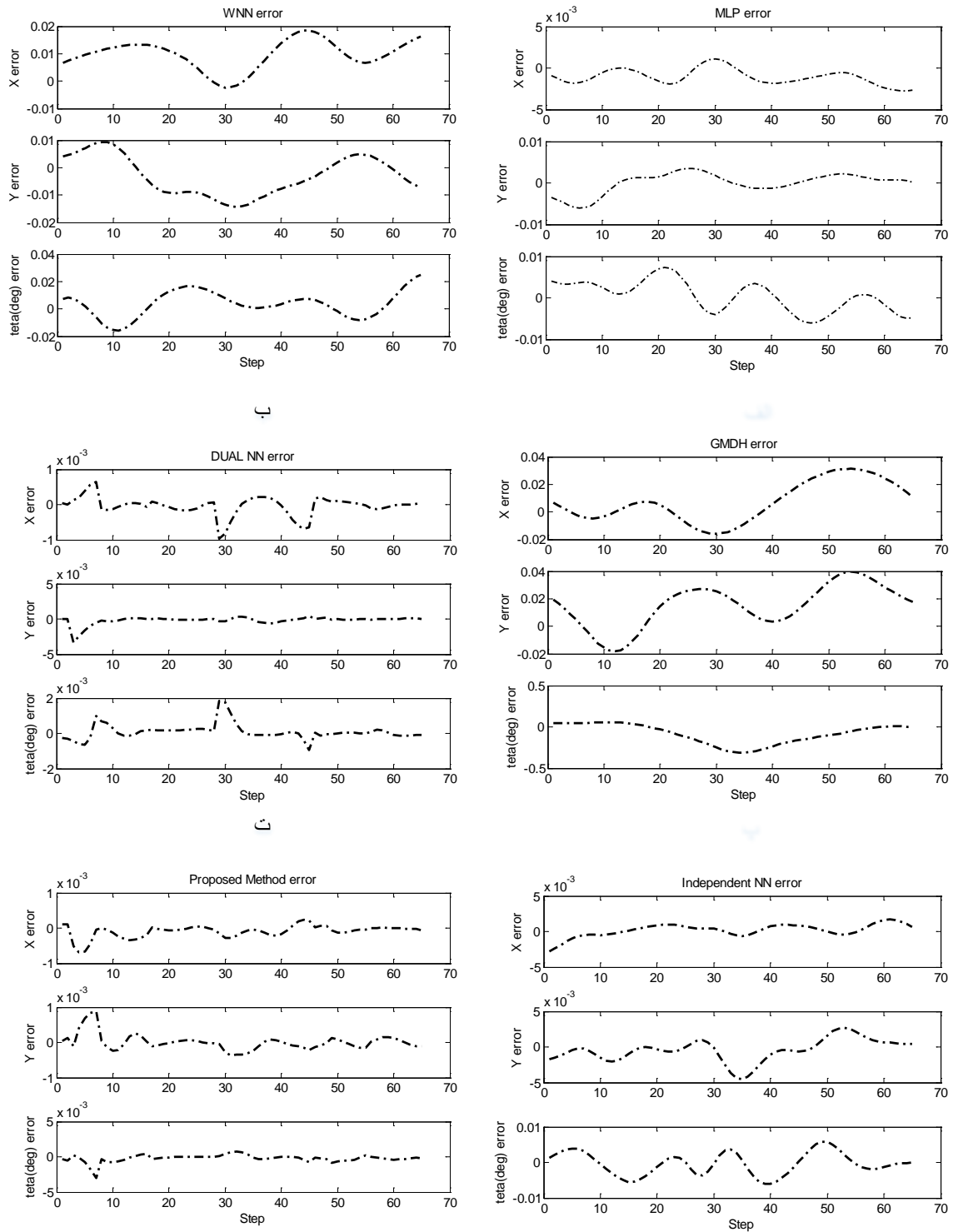
شکل ۱۶. مقایسه برنامه‌ریزی حرکت ربات موازی 3-PRR به ازای یک مسیر دایره‌ای با استفاده از (الف) شبکه عصبی MLP، (ب) شبکه عصبی ویونت، (پ) شبکه عصبی GMDH، (ت) شبکه عصبی دوگانه، (ث) شبکه عصبی مجزا و (ج) روش پیشنهادی.

نتایج حاصل از ارزیابی عملکرد مدل‌ها به ازای بهترین ساختار هر شبکه با استفاده از معیار MSE و MAE در جدول ۴ ارائه شده است. در هر شبکه عصبی و به منظور مقایسه‌ای یکنواخت و عادلانه، تعداد نرون‌های لایه میانی به صورت افزایشی از تعداد ۵ نرون تا ۱۰۰ نرون مورد بررسی قرار گرفته است. بهترین ساختار در هر شبکه بر اساس عملکرد مطلوب آن شبکه با معیار حداقل خطای تست در نمودارهای میانگین مربعات خطا گزارش و برای مقایسه همه‌جانبه روش‌ها از ساختاری با کمترین مجموع خطای تست استفاده شده است. همچنین، نمودار میزان خطا برای تخمین مسیر دایره‌ای در روش‌های گوناگون نیز در شکل ۱۷ آورده شده است. بررسی این نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی MLP دارای خطای موقعیت حداقل 0.001 و حداکثر 0.1 میلی‌متر و خطای جهت‌گیری حداقل 0.1 درجه است. همچنین شبکه‌های عصبی WNN و GMDH نیز دارای حداقل و حداکثر خطای 0.001 و 0.1 میلی‌متر به ازای موقعیت و خطای حداقل 0.05 درجه به ازای جهت‌گیری سکوی متحرک ربات موازی 3-PRR هستند. در حالی که روش پیشنهادی، برنامه‌ریزی مسیر مذکور را با خطای حداقل 10^{-8} و حداکثر 10^{-4} میلی‌متر به ازای موقعیت و 0.1 درجه به ازای دوران انجام می‌دهد که نشان از برتری این روش نسبت به دیگر روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی دارد.

نتایج حاصل از زمان تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی 3-PRR در محیط متلب نیز در جدول ۵ آورده شده است. مطابق نتایج به دست آمده از این جدول، روش پیشنهادی در زمان بسیار مناسبی به حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی مذکور پرداخته است. اگر چه زمان تحلیل با بکارگیری دو روش MLP و GMDH کوتاه‌تر از زمان حل روش پیشنهادی است، اما دقت بالا و خطای تخمین بسیار پایین روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌های مذکور، کاملاً باعث برتری این روش می‌شود.

جدول ۴. مقایسه خطا مسیر بین روش‌های مرسوم برای ربات 3-PRR

MSE				
MSE	θ	y	x	
3.13E-05	4.05E-05	3.73E-05	1.59E-05	MLP (n=60)
7.30E-03	7.30E-03	4.63E-04	2.64E-04	GMDH (Bicubic)
9.41E-05	9.41E-05	5.96E-05	1.22E-04	WNN (n=70)
2.13E-07	2.13E-07	3.65E-07	7.47E-08	Dual NN (n=55)
4.53E-06	4.53E-06	2.67E-06	7.87E-07	Independent NN (n=70)
1.38E-07	3.22E-07	5.14E-08	3.94E-08	Proposed Method (n=40)
MAE				
MAE	θ	y	x	
4.69E-03	5.25E-03	5.38E-03	3.44E-03	MLP (n=60)
4.66E-02	1.08E-01	1.87E-02	1.28E-02	GMDH (Bicubic)
8.30E-03	8.18E-03	6.76E-03	9.97E-03	WNN (n=70)
2.33E-04	2.60E-04	2.64E-04	1.73E-04	Dual NN (n=55)
1.52E-03	2.63E-03	1.21E-03	7.07E-04	Independent NN (n=70)
2.11E-04	3.55E-04	1.47E-04	1.31E-04	Proposed Method (n=40)



شکل ۱۷. مقایسه نمودار خطا برای هر درجه از ربات موازی 3-PRR با استفاده از (الف) شبکه عصبی MLP، (ب) شبکه عصبی ویونت، (پ) شبکه عصبی GMDH، (ت) شبکه عصبی دوگانه، (ث) شبکه عصبی مجزا و (ج) روش پیشنهادی.

جدول ۵. مقایسه زمان حل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی 3-PRR

زمان (ثانیه)	روش
0.0152	MLP
0.0162	WNN
0.0071	GMDH
0.0277	DUAL NN
0.0398	Independent NN
0.0265	Proposed Method

۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک روش ترکیبی بهبودیافته مبتنی بر شبکه عصبی برای تخمین موقعیت و تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی صفحه‌ای ارائه شد. در این روش، ابتدا فضای کاری ربات به چند زیرفضا تقسیم و موقعیت قرارگیری ربات در هر زیرفضا توسط طبقه‌بند مشخص شد. سپس، شبکه‌های عصبی مصنوعی مجزا برای تخمین موقعیت و جهت‌گیری سکوی متحرک و تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی بکار رفتند. برای ارزیابی بیشتر، به مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها، به ازای یک مسیر حرکت دایره‌ای، نیز پرداخته شد. این مقایسه نشان می‌دهد که روش ترکیبی ارائه شده، از دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌های حل بلادرنگ در تحلیل مسئله سینماتیک مستقیم ربات‌های موازی برخوردار است. علاوه بر این، با توجه به بکارگیری شبکه‌های عصبی کوچک‌تر و تعداد نرون‌های کمتر، این روش در مقایسه با سایر روش‌ها از فضای حافظه کمتری استفاده می‌کند. در نهایت، با وجود اینکه مدل مسئله سینماتیک مستقیم ربات موازی دارای ویژگی‌های غیرخطی است، استفاده از روش پیشنهادی می‌تواند به خطای حداکثر 0.0001 میلی‌متر برای درجه آزادی انتقالی و 0.01 درجه برای درجه آزادی دورانی منتج شود.

مراجع

- [1] J.-P. Merlet, Parallel robots. Springer Science & Business Media, 2006.
- [2] X. Kong and C. M. Gosselin, Type synthesis of parallel mechanisms. Springer, 2007.
- [3] P. Varshovi-Jaghargh, D. Naderi, and M. Tale-Masouleh, "Forward kinematic problem of two 4-RRUR with different geometric structures and one 4-RUU parallel robots," Modares Mechanical Engineering, vol. 12, no. 4, pp. 105-119, 2012.
- [4] L. J. Puglisi, R. Saltaren, C. Garcia, P. Cardenas, and H. Moreno, "Implementation of a generic constraint function to solve the direct kinematics of parallel manipulators using Newton-Raphson approach," Journal of Control Engineering and Applied Informatics, vol. 19, no. 2, pp. 71-79, 2017.
- [5] M. Tarokh and M. Kim, "Inverse kinematics of 7-DOF robots and limbs by decomposition and approximation," IEEE transactions on robotics, vol. 23, no. 3, pp. 595-600, 2007.
- [6] P. K. Jamwal, S. Q. Xie, S. Hussain, and J. G. Parsons, "An adaptive wearable parallel robot for the treatment of ankle injuries," IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, vol. 19, no. 1, pp. 64-75, 2012.
- [7] C. Wang, Y. Fang, and S. Guo, "Multi-objective optimization of a parallel ankle rehabilitation robot using modified differential evolution algorithm," Chinese Journal of Mechanical Engineering, vol. 28, no. 4, pp. 702-715, 2015.
- [8] P. Varshovi-Jaghargh, D. Naderi, and M. Tale-Masouleh, "Forward kinematic problem of three 4-DOF parallel mechanisms ($4-PRUR^1$, $4-PRUR^2$ and 4-PUU) with identical limb structures

- performing 3T1R motion pattern," *Scientia Iranica. Transaction B, Mechanical Engineering*, vol. 21, no. 5, p. 1671, 2014.
- [9] D. Naderi, M. Tale-Masouleh, and P. Varshovi-Jaghargh, "Gröbner basis and resultant method for the forward displacement of 3-DoF planar parallel manipulators in seven-dimensional kinematic space," *Robotica*, vol. 34, no. 11, pp. 2610-2628, 2016.
- [10] D. Naderi, M. Tale Masouleh, and P. Varshovi-Jaghargh, "Forward Kinematic Investigation of Three 4-DOF Parallel Robots with Prismatic Actuators Performing 3T1R Motion Pattern in Seven-dimensional Kinematic Space," *Modares Mechanical Engineering*, vol. 13, no. 10, pp. 35-50, 2013.
- [11] J.-P. Merlet, "Solving the forward kinematics of a Gough-type parallel manipulator with interval analysis," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 23, no. 3, pp. 221-235, 2004.
- [12] H. Sadjadian, H. Taghirad, and A. Fatehi, "Neural networks approaches for computing the forward kinematics of a redundant parallel manipulator," *International Journal of Computational Intelligence*, vol. 2, no. 1, pp. 40-47, 2005.
- [13] H. Alp, E. Anli, and İ. Özkol, "Neural network algorithm for workspace analysis of a parallel mechanism," *Aircraft Engineering Aerospace Technology*, vol. 79, no. 1, pp. 35-44, 2007.
- [14] S. Yurt, E. Anli, and I. Ozkol, "Forward kinematics analysis of the 6-3 SPM by using neural networks," *Meccanica*, vol. 42, no. 2, pp. 187-196, 2007.
- [15] M. Dehghani, M. Ahmadi, A. Khayatian, M. Eghtesad, and M. Farid, "Neural network solution for forward kinematics problem of HEXA parallel robot," *American Control Conference*, 2008, IEEE, pp. 4214-4219 .
- [16] Z. Pei, Y. Zhang, and Z. Tang, "Model reference adaptive PID control of hydraulic parallel robot based on RBF neural network," in *Robotics and Biomimetics, 2007. ROBIO 2007. IEEE International Conference on*, 2007: IEEE, pp. 1383-1387 .
- [17] P. J. Parikh and S. S. Lam, "Solving the forward kinematics problem in parallel manipulators using an iterative artificial neural network strategy," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 40, no. 5-6, pp. 595-606, 2009.
- [18] S. S. Parsa, H. M. Daniali, and R. Ghaderi, "Optimization of parallel manipulator trajectory for obstacle and singularity avoidances based on neural network," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 51, no. 5-8, pp. 811-816, 2010.
- [19] T. D. Le, H.-J. Kang, Y.-S. Suh, and Y.-S. Ro, "An online self-gain tuning method using neural networks for nonlinear PD computed torque controller of a 2-dof parallel manipulator," *Neurocomputing*, vol. 116, pp. 53-61, 2013.
- [20] A. Rahmani, A. Ghanbari, and M. Mahboubkhah, "Wavelet Neural Network Application for Kinematic Solution of 2-(6UPS) Hybrid Manipulator," *Indian Journal of Science Technology*, vol. 7, no. 12, pp. 2046-2054, 2014.
- [21] G. Liu, Y. Wang, Y. Zhang, and Z. Xie, "Real-time solution of the forward kinematics for a parallel haptic device using a numerical approach based on neural networks," *Journal of Mechanical Science Technology*, vol. 29, no. 6, pp. 2487-2499, 2015.
- [22] A. Zubizarreta, M. Larrea, E. Irigoyen, I. Cabanes, and E. Portillo, "Real time direct kinematic problem computation of the 3PRS robot using neural networks," *Neurocomputing*, vol. 271, pp. 104-114, 2018.
- [23] C. Liu, G. Cao, and Y. Qu, "Safety analysis via forward kinematics of delta parallel robot using machine learning," *Safety Science*, vol. 117, pp. 243-249, 2019.
- [24] X. Wu and Z. Xie, "Forward kinematics analysis of a novel 3-DOF parallel manipulator," *Scientia Iranica*, vol. 26, no. 1, pp. 346-357, 2019.
- [25] B. Karlik and S. Aydin, "An improved approach to the solution of inverse kinematics problems for robot manipulators," *Engineering applications of artificial intelligence*, vol. 13, no. 2, pp. 159-164, 2000.
- [26] A. Ivakhnenko and G. Ivakhnenko, "The review of problems solvable by algorithms of the group method of data handling (GMDH)," *Pattern Recognition Image Analysis C/C of Raspoznavaniye Obrazov I Analiz Izobrazhenii*, vol. 5, pp. 527-535, 1995.
- [27] S.-K. Oh, W. Pedrycz, and B.-J. Park, "Polynomial neural networks architecture: analysis and design," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 29, no. 6, pp. 703-725, 2003.