



هدایت و کنترل ربات زیرآبی با استفاده از سیستم کنترل ANFIS

میثم رستمی^{۱*}، جلال جوادی مقدم^۲ و احمد باقری^۳

^۱ کارشناس ارشد، دانشکده فنی، دانشگاه گیلان، رشت

^۲ دانشجوی دکتری، دانشکده فنی، دانشگاه گیلان، رشت

^۳ استاد، دانشکده فنی، دانشگاه گیلان، رشت

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۰۲/۱۷؛ تاریخ بازنگری: ۱۳۹۲/۰۶/۳۱؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۰۹/۰۶

چکیده

ربات زیرآبی فصل مشترکی بین علم رباتیک و مهندسی اقیانوس می‌باشد و کاربردهایی نظیر بازرسی محیطی، نقشه برداری اقیانوسی و کاوش در آب‌ها را دارد. در این پژوهش حرکت یک ربات زیرآبی توسط سیستم کنترلی ANFIS و الگوریتم ممیتیک هدایت و کنترل می‌گردد. منظور از کنترل، ردیابی مسیر می‌باشد. الگوریتم ممیتیک نوعی الگوریتم تکاملی می‌باشد که برای بهینه‌سازی یک مسئله از روش ترکیب جستجوهای محلی با دیگر الگوریتم‌های تکاملی بهره می‌برد و منجر به دستیابی به پاسخ‌های بهتر می‌گردد. در این مقاله با توجه به تکامل رفتاری در حل یک مسئله بهینه‌سازی استراتژی تطبیقی برای الگوریتم ممیتیک ارائه شده است. با تعیین یک پارامتر تطبیقی برای الگوریتم در هر تکرار می‌توان، تعداد جمعیت، احتمال جهش و شرایط ورود به الگوریتم‌های جستجوی محلی را به صورت تطبیقی تعیین نمود. از این الگوریتم تطبیقی برای کنترل خارج خط یک ربات زیرآبی همراه با کنترلر ANFIS استفاده شده است که پارامترهای متغیر شبکه کنترلی ANFIS مانند مرکز و انحراف معیار تابع گوسی و وزن‌های شبکه عصبی آن توسط ممیتیک تعلیم داده می‌شوند تا ربات بر روی مسیر از پیش تعیین شده همراه اغتشاش با حداقل خطا حرکت کند. مقایسه نتایج تعلیم کنترلر توسط الگوریتم ممیتیک با نتایج حاصل از تعلیم کنترلر توسط الگوریتم ژنتیک، دقت و پایداری بیشتر روش تعلیم توسط الگوریتم ممیتیک را نشان می‌دهد.

کلمات کلیدی: ربات زیرآبی؛ ردیابی مسیر؛ سیستم کنترل ANFIS؛ الگوریتم ممیتیک.

Steering and controlling of underwater robot using ANFIS controller

M. Rostami^{1*}, J. Javadi-Moghaddam² and A. Bagheri³

¹ M.Sc., Eng. Dept., Guilan University, Rasht, Iran

² Ph.D. Student, Eng. Dept., Guilan University, Rasht, Iran

³ Prof., Eng. Dept., Guilan University, Rasht, Iran

Abstract

Underwater robots are common field between robotic science and ocean engineering. Its applications are such as environmental monitoring, ocean topography and explore the depths of the waters. Path tracking of an underwater robot using ANFIS controller and Memetic Algorithm is done in this paper. Memetic Algorithm is a class of evolutionary algorithms. It uses a combination of local searches with other evolutionary algorithms and leads to better responses in an optimization problem. In this study, with respect to the evolution of behavior in an optimization problem, an adaptive strategy is proposed for the Memetic Algorithm. By defining an adaptive parameter for the algorithm in each iteration, number of population, mutation probability and entry conditions to local search algorithms can be determined adaptively. The adaptive algorithm is used to off-line control of an underwater robot with an ANFIS controller. Variable parameters of ANFIS are trained by Memetic until the robot moves with minimal error on a predefined path with disturbance condition. The ANFIS controller was trained by Memetic Algorithm and Genetic Algorithm. Comparison of results shows that Memetic Algorithm training is more stable and more precise.

Keywords: Underwater robot; Path tracking; ANFIS control system; Memetic algorithm.

* نویسنده مسئول؛ تلفن: ۰۹۱۲۴۸۱۴۸۸۶

آدرس پست الکترونیک: meysam.rostami66@yahoo.com

۱- مقدمه

امروزه ربات‌های زیرآبی بخش جدانشدنی صنایع و علوم دریایی هستند و دنیا شاهد استفاده روزافزون از این ربات‌ها در زمینه‌های مختلف دریایی است. کنترل ربات‌های زیرآبی با عملکرد قابل قبول بدلیل داشتن میرایی هیدرودینامیکی، دینامیک غیرخطی و متغیر با زمان، نامعینی در ضرایب هیدرودینامیکی و اغتشاشات محیطی مانند جریان‌ات زیرسطحی با دشواری‌هایی همراه است. در مورد کنترل و ردیابی مسیر ربات زیرآبی پژوهش‌های زیادی انجام شده است، در این میان می‌توان به کنترل مود لغزنده [۱]، کنترل مقاوم [۲]، کنترل تطبیقی [۳]، کنترل فازی [۴] و کنترل غیرخطی [۵] اشاره نمود. نتایج حاصل از روش‌های کنترل تطبیقی به خطای ردیابی مسیر قابل قبولی منجر می‌شوند. اگرچه تمام روش‌های متعارف کنترل تطبیقی مدل دینامیکی را بعنوان یک سیستم خطی فرض می‌کنند [۶ و ۷]. همچنین می‌توان به کنترل ربات با کمک شبکه عصبی- تطبیقی که توسط یو [۸]، پرنیکان [۹] و باقری [۱۰] صورت گرفته اشاره کرد، که بر مشکلات کنترلی مربوط به ضرایب هیدرودینامیکی و اغتشاش جریان‌ات زیرآبی غلبه کرده است. در [۱۰] یک سیستم کنترل تطبیقی برای مدل دینامیکی ربات زیرآبی چهار درجه آزادی و اثرات دینامیکی کابل ارتباطی آن طراحی شده است. شبکه‌ی عصبی برای ایجاد این سیستم کنترل تطبیقی بکار برده شده است. از مقایسه کنترلر شبکه عصبی با کنترلر PD، بهبود قابل ملاحظه‌ای در ردیابی مسیر و مقاومت خوبی در مقابل اغتشاش ناشی از تکان‌های کابل توسط کنترلرهای شبکه عصبی بدست آمده است. اگرچه بدلیل استفاده از پارامترهای زیاد و چندلایه بودن شبکه‌های عصبی، حجم محاسبات زیاد می‌گردد اما شبکه‌های عصبی توانایی تخمین توابع مختلف ریاضی از جمله توابع غیرخطی را دارند [۱۱]. به همین دلیل در کنترل غیرخطی از این شبکه‌ها بهره برده می‌شود تا از توانایی یادگیری و تقریب آن‌ها در کنترل غیرخطی استفاده شود. شبکه عصبی چندلایه^۱ و شبکه عصبی تابع اساس شعاعی^۲ برای تقریب زدن سیستم‌های دینامیک غیرخطی در [۱۲] و

[۱۳] استفاده شده‌اند. وقتی از شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود، نیازی به خطی‌سازی معادلات نمی‌باشد. در [۱۱] سیستم کنترلی^۳ SMNNS برای کنترل ردیابی مسیر ربات زیرآبی دانشگاه گیلان به منظور دستیابی به کنترل با دقت بالا مورد استفاده قرار گرفته است. در این سیستم کنترلی، یک کنترل کننده شبکه عصبی به تقلید از قانون کنترل معادل در کنترل مود لغزشی توسعه داده شده است. یک کنترلر عددی و مقاوم به منظور مهار کردن دینامیک سیستم روی سطح لغزش برای تضمین پایداری مجانبی و دستیابی به دقت کنترلی بالا طراحی شده است. همچنین برای برآورد مرز بالایی عدم قطعیت‌ها، یک الگوریتم تخمین مرز تطبیقی به کار گرفته شده است.

بسیاری از تحقیقات بر روی تکنیک‌های انطباقی برای تنظیم متغیرهای شبکه و رسیدن به پایداری و همگرایی خطا انجام شده‌اند. یوه [۱۴] با استفاده از یک روش بر خط^۴ و تکنیک یادگیری مستقیم، عملکرد کنترلی خوبی را در حضور تغییرات غیرقابل پیش‌بینی دینامیک ربات زیرآبی نشان داد. همچنین سیستم کنترلی دیگری از ترکیب کنترل مود لغزنده، فازی و شبکه عصبی تشکیل شده است [۱۵] که برای دستیابی به ردیابی مسیر ربات زیرآبی با کمینه خطا، از رهیافت الگوریتم ژنتیک استفاده کرده است. کنترل مود لغزنده بمنظور ایجاد عمل کنترلی مناسب و سیستم فازی-عصبی بمنظور تولید و تصمیم‌سازی برای گام تکامل الگوریتم ژنتیک بکار برده شده است. همچنین کنترلر مود لغزنده فازی ربات زیرآبی نیز توسط پسا [۱۶] طراحی شده که در این کنترلر، کنترل مود لغزنده از الگوریتم فازی-تطبیقی برای جبران و خنثی‌سازی اغتشاشات بهره برده است. از دیگر کنترلرهای ربات زیرآبی می‌توان به نوع فازی با تک ورودی اشاره داشت که با کاهش قواعد استنتاجی در آموزش سریع سیستم کنترلی موثر بوده است. این روش کنترل توسط ایشاک [۱۷] ارائه شده است. لوتفی [۱۸] برای کنترل یک سیستم غیرخطی MIMO ساختار کنترلی استنتاجی فازی- شبکه عصبی- تطبیقی^۵ را ارائه نموده که شبیه به یک کنترلر PID عمل می‌کند و الگوریتم ژنتیک وظیفه آموزش کنترلر

³ Sliding-Mode Neural-Network Scalar Control System

⁴ Online

⁵ ANFIS

¹ Multi-Layer Neural Network

² Radial Basis Function Neural Network

الگوریتم‌های تکاملی مرسوم مانند ژنتیک که امروزه مورد استفاده وسیعی قرار می‌گیرند دارای نقاط ضعفی هستند. الگوریتم‌های تکاملی در گام‌های اولیه‌ی اجرای الگوریتم ناحیه‌هایی از فضای حالت مسئله که بهینه‌های سراسری و محلی در آن واقع شده‌اند را بخوبی شناسایی می‌کنند اما در ادامه مسیرشان به سمت بهینه سراسری بسیار کند عمل می‌کنند [۲۰ و ۲۱]. دومین مشکل عمده الگوریتم‌های تکاملی از قبیل الگوریتم ژنتیک عدم پایداری آن‌ها در رسیدن به جواب یکسان در اجراهای متعدد می‌باشد [۲۲] و [۲۳]. به نظر می‌رسد الگوریتم ممیتیک این نقاط ضعف را تا حد زیادی برطرف کرده است. برای رفع مشکلات مذکور از استراتژی ترکیب الگوریتم‌های فوق ابدائی^۳ با روش‌های جستجوی محلی^۴ می‌توان بهره برد که همان الگوریتم ممیتیک نام دارد. روش ممیتیک توسط نظریه داوینز از مم^۵ شکل گرفته است که یک مم همان ژن فرهنگی می‌باشد [۲۴]. زیست‌شناسان ژن را واحد انتقال خصوصیات فیزیولوژیکی از والدین به فرزندان می‌دانند، روانشناسان نیز مم را واحد انتقال خصوصیات رفتاری از والدین به فرزندان می‌دانند. بر اساس نظریه روانشناسان فردی که در یک خانواده بی‌سواد متولد می‌شود لزومی ندارد که تا آخر عمر بی‌سواد باقی بماند و می‌تواند با کسب مهارت‌ها از محیط اطرافش ترقی پیدا کند و میزان شایستگی خود را در یک نسل با تقلید ارتقا بخشد [۲۲]. حال آنکه زیست‌شناسان ژن-های کروموزوم را از لحظه تولد تا مرگ ثابت و بدون تغییر می‌دانند.

پابلو موسکات^۶ در عرصه‌ی استفاده از روش ممیتیک در حل مسائل گسسته و کلاسیک بهینه‌سازی یکی از پیشگامان می‌باشد. او برای اولین بار در سال ۱۹۸۹ الگوریتم ممیتیک را پیشنهاد داد، الگوریتمی که علاوه بر الگوریتم‌های تکاملی نیازمند ترکیب با روش‌های ابدائی^۷ جستجوی محلی نیز می‌باشد و بر پایه تکامل فرهنگی بنا شده است [۲۵]. در زمینه بهینه‌سازی در فضای پیوسته، نری [۲۶] از الگوریتم

ANFIS^۱ را بر عهده دارد. کنترلر دارای ۱۰۶ پارامتر است. نتایج شبیه‌سازی موثر بودن روش تعلیمی الگوریتم ژنتیک را در آموزش کنترلر از لحاظ دقت کنترل و خنثی‌سازی اغتشاش تأیید می‌کنند.

ANFIS نوعی شبکه‌ی تطبیقی است که از لحاظ عملکرد با سیستم‌های استنتاج فازی معادل است و به کمک مجموعه‌ای از داده‌های ورودی و خروجی، یک سیستم استنتاج فازی ایجاد می‌کند. آموزش و بروز کردن پارامترهای ANFIS یکی از مسائل اساسی می‌باشد. برای آموزش این شبکه‌ها، بیشتر از روش آموزش بر پایه گرادینان استفاده می‌شود که نیازمند محاسبه گرادینان در هر گام است. بدلیل استفاده از قاعده زنجیره‌ای در این روش‌ها ممکن است مینیمم محلی ایجاد گردد. در روش‌های گرادینانی همگرایی پارامترها به آهستگی رخ می‌دهد و به مقدار اولیه پارامترها بستگی دارد، همچنین یافتن بهترین نرخ یادگیری بسیار مشکل است. اما در روش آموزش با الگوریتم‌های تکاملی می‌توان پارامترها را سریعتر و آسانتر آموزش داد. تشنه‌لب و همکاران [۱۹] از الگوریتم اصلاح شده PSO برای آموزش و بروز رسانی پارامترهای ANFIS استفاده نموده‌اند و این روش را در شناسایی سیستم‌های دینامیک غیرخطی^۲ اعمال کرده‌اند.

روش ارائه شده در این مقاله از سیستم کنترلی استنتاجی فازی- شبکه عصبی- تطبیقی برای هر یک از درجات آزادی ربات بهره برده است که بصورت غیرکوپل عمل می‌کنند. پارامترهای متغیر شبکه کنترلی ANFIS توسط ممیتیک تعلیم داده می‌شوند تا ربات بر روی مسیری از پیش تعیین شده با پایداری و دقت لازم حرکت کند. کنترلر ANFIS ارائه شده در این مقاله از ۱۵۶ پارامتر که همان متغیرهای طراحی در بهینه‌سازی می‌باشند تشکیل شده است. همچنین کنترلر ANFIS پیشنهادی، توسط الگوریتم ژنتیک نیز تعلیم داده شده است و نتایج حاصل از آن با نتایج حاصل از تعلیم کنترلر توسط الگوریتم ممیتیک مقایسه شده است.

³ Metaheuristic

⁴ Local Search

⁵ Meme

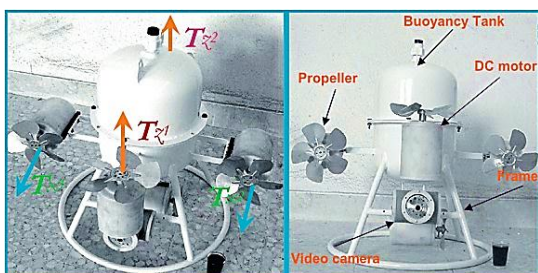
⁶ Pablo Moscato

⁷ Heuristic

¹ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

² Identification of Nonlinear Dynamical System

- عبارات خطی نیروهای میرایی قابل چشم پوشی می‌باشند.
 - مرکز ثقل و مرکز شناوری بر یکدیگر منطبق هستند.
 - ضرایب هیدرودینامیکی ثابت می‌باشند.
- سیستم در زوایای Roll و Pitch پایدار است و نیازی به کنترل در این درجات آزادی نمی‌باشد.



شکل ۱- نیروهای پیشران و معرفی بخش‌های مختلف در ربات زیرآبی

براساس رهیافت فزون معادلات دینامیکی ربات در این قسمت ارائه خواهند شد [۲۷]. مدل بدنه صلب ربات زیرآبی در مختصات بدنی بصورت زیر بیان می‌شود:

$$M\dot{v} + C(v)v + D(v)v + g(\eta) = \tau \quad (1)$$

$$\dot{\eta} = J(\eta)v \quad (2)$$

$$J(\eta) = \begin{bmatrix} J_1(\eta_2) & O_{3 \times 3} \\ O_{3 \times 3} & J_2(\eta_2) \end{bmatrix} \quad (3)$$

v بردار سرعت در دستگاه مختصات بدنی و η بردار مکان و جهت گیری ربات در دستگاه مختصات ثابت زمین است. همچنین M ماتریس اینرسی و جرم افزوده است و $C(v)$ ماتریس شتاب کوریولیس و جانب مرکز می‌باشد. $D(v)$ ماتریس میرایی و $g(\eta)$ برداری از نیروها و گشتاورهای حاصل از جاذبه زمین است. τ نشانگر نیروها و گشتاورهای کنترلی می‌باشد و ماتریس $J(\eta)$ دستگاه مختصات بدنی را به دستگاه مختصات مرجع جهانی توسط زوایای اوپلر انتقال می‌دهد [۱۱].

۲-۱- معادلات حرکت

معادلات دینامیکی حرکت این ربات زیرآبی را می‌توان به شکل معادلات ۴ تا ۸ بیان کرد:

ممتیک در ردیابی مسیر ربات و طراحی سیستم کنترل بهینه برای موتورهای الکتریکی بهره برده است. در الگوریتم‌های ممتیک پیشنهادی توسط نری از روش‌های جستجوی محلی هوک-جیوس^۱ و نلدر-مید^۲ استفاده شده است.

بخش بعد به دینامیک، خصوصیات و معادلات ربات زیرآبی می‌پردازد، در این بخش با توجه به رهیافت فزون [۲۷] به بررسی معادلات دینامیکی ربات پرداخته می‌شود. بخش سوم مربوط به الگوریتم ممتیک می‌باشد. در این بخش می‌توان جزئیات بیشتری از الگوریتم بهینه‌سازی بکار گرفته شده در سیستم کنترلی را مشاهده کرد. در بخش چهارم، بررسی سیستم کنترلی ANFIS گنجانده شده است. بخش-های پنجم و ششم نیز به بررسی نتایج بدست آمده از شبیه-سازی توسط نرم‌افزار MATLAB و بحث و نتیجه‌گیری آن‌ها اختصاص دارند.

۲- ربات زیرآبی

این ربات توانایی حرکت در ۲۰۰ متر زیر سطح آب را داراست و از ۴ موتور الکتریکی DC پیشران و یک مخزن شناوری تشکیل شده است، دو موتور توانایی حرکت افقی برای ربات را از طریق ایجاد نیروهای Tx_1 ، Tx_2 ایجاد می‌کنند و دو موتور دیگر نیز توانایی حرکت عمودی برای ربات را از طریق ایجاد نیروهای Tz_1 ، Tz_2 بوجود می‌آورند و برای انجام دوران Yaw از اختلاف نیروهای وارده Tx_1 ، Tx_2 استفاده می‌شود. یک دوربین نیز در قسمت زیرین این ربات برای مشاهده محیط زیر آب و هدایت آن تعبیه شده است. همانطور که در شکل ۱ پیداست علاوه بر ۴ موتور پیشران یک موتور دیگر نیز برای حرکت کمکی در راستای مختصات Sway و همچنین ایجاد پایداری در هنگام نشستن در کف دریا بکار گرفته شده است. این ربات توسط دانشگاه گیلان با هدف بررسی مشکلات زیست محیطی که در سال‌های اخیر در دریای خزر روی داده ساخته شده است. برای مدل سازی دینامیکی ربات زیرآبی تحت کنترل باید چند فرض در نظر گرفت، از جمله:

- ربات مورد نظر با سرعتی آهسته حرکت می‌کند.
- نیروهای میرایی غیرکوپل می‌باشند.

¹ Hooke-Jeeves

² Nelder-Mead

حرکت ربات بر روی مسیری که در شکل ۶ نشان داده شده است از حالت سکون صورت می‌گیرد. در این مسیر یک جریان اغتشاشی برای سیستم به صورت معادله Surge $0.5 + 2 \times \sin(3 \times t)$ برای مختصات Sway و $0.6 + 2.4 \times \cos(3 \times t)$ برای مختصات Heave در نظر گرفته شده است. همچنین کنترلر ANFIS پیشنهادی توسط الگوریتم ژنتیک نیز تعلیم داده شده است و نتایج حاصل از آن با نتایج حاصل از تعلیم کنترلر توسط الگوریتم ممیتیک مقایسه شده است. برای تعلیم کنترلر توسط الگوریتم ژنتیک، از روش انتخاب مسابقه‌ای، روش ترکیب Scattered و جهش یکنواخت همراه با نخبه‌گرایی استفاده شده است.

۳- الگوریتم ممیتیک تطبیقی

الگوریتم ممیتیک یک الگوریتم بهینه‌سازی می‌باشد که از آن بعنوان الگوریتم هیبریدی نیز یاد می‌شود و از ترکیب الگوریتم‌های تکاملی با جستجوهای محلی ایجاد می‌شود. وانگ و همکاران [۲۴] در فضای بهینه‌سازی گسسته از الگوریتم ممیتیک با استفاده از جستجوی محلی Lin-Kernighan مسئله اقلیدسی فروشنده دوره‌گرد را حل نموده‌اند، که از لحاظ کیفیت راه‌حل و زمان محاسبه به نتایج بهتری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها رسیده‌اند. همچنین نری در پژوهشی به بررسی الگوریتم ممیتیک در کلاس‌های مختلف بهینه‌سازی از جمله: گسسته، پیوسته، مقید و چند هدفه پرداخته است [۲۸]. الگوریتم ممیتیک تطبیقی، دیگر الگوریتمی است که نری و همکارانش از آن در طراحی سیستم کنترل بهینه برای یک موتور الکتریکی بهره برده‌اند، که به نتایج بسیار خوبی در همگرایی و مقاومت سیستم در مقابل نویز رسیده‌اند [۲۶].

در الگوریتم ممیتیک تطبیقی ارائه شده در این مقاله از الگوریتم تکاملی ژنتیک با کد اعداد حقیقی و روش‌های جستجوی محلی هوک-جیوس و جستجوی چند جهته^۱ استفاده شده است که در هر نسل پارامتر تطبیقی توسط رابطه ۱۰ بدست می‌آید:

$$m(\dot{u} - vr) = X_u \dot{u} - Y_v vr + \left(\frac{1}{2} C_{D_x} A_x |u| \right) u + F_{d_x} + T_x \quad (۴)$$

$$m(\dot{v} + ur) = Y_v \dot{v} + X_u ur + \left(\frac{1}{2} C_{D_y} A_y |v| \right) v + F_{d_y} + T_y \quad (۵)$$

$$m(\dot{w}) = Z_w \dot{w} - Y_v vr + \left(\frac{1}{2} C_{D_z} A_z |w| \right) w + (mg - \rho g V) + F_{d_z} + T_z \quad (۶)$$

$$I_{zz}(\dot{r}) = N_r \dot{r} - (X_u + Y_v) uv + \left(\frac{1}{2} C_{D_r} |\dot{\psi}| \right) \dot{\psi} + M_d + M_\psi \quad (۷)$$

$$M_\psi = (T_{x_1} - T_{x_2}) d \quad (۸)$$

در روابط بالا T_x ، T_y و T_z معرف نیروهای پیشران هستند، M_d و F_d گشتاور و نیروی ناشی از اغتشاشات کشیدگی کابل و دیگر مسائل محیطی هستند. M_ψ گشتاور حاصل از نیروی تولید شده توسط پروانه‌ها در جهت حرکت یاو می‌باشد و d فاصله بین محور پروانه‌ها تا مرکز جرم و گرانیگاه ربات است. X_u ، Y_v ، Z_w ، N_r عبارات مربوط به جرم افزوده ربات هستند که به سبب اینرسی سیال احاطه کننده ربات ایجاد می‌شوند. m جرم ربات زیرآبی، V حجم سیال جابجا شده توسط ربات، g شتاب جاذبه و ρ چگالی سیال است. با توجه به معادلات ۱ تا ۸ معادلات حرکت فوق را می‌توان در دستگاه ثابت مرجع به صورت روابطی از موقعیت ربات به شکل زیر بیان نمود:

$$M_\eta(\eta) \ddot{\eta} + C_\eta(v, \eta) \dot{\eta} + D_\eta(v, \eta) \dot{\eta} + g_\eta(\eta) = \tau_\eta \quad (۹)$$

برای اطلاعات بیشتر پیرامون معادلات و مدل‌سازی دینامیکی ربات‌های زیرآبی می‌توان به [۱۱ و ۲۷] مراجعه کرد.

مقادیر ضرایب و مشخصات مکانیکی از جمله جرم و ممان اینرسی حول محور یاو و ضرایب درگ در راستای جهات حرکت در جدول ۱ نشان داده شده است:

جدول ۱- مقادیر ضرایب و مشخصات مکانیکی سیستم

M(kg)	$I_{zz}(\text{kgm}^2)$	C_{D_x}	C_{D_y}	C_{D_z}	C_{D_r}	d(m)
۸۰	۱۲/۴	۰/۳۱	۰/۳۱	۰/۳۵	۰/۲۵	۰/۵

^۱ Multidirectional Search

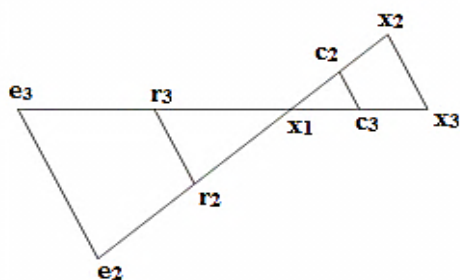
کروموزوم‌های بد این کروموزوم‌ها به صورت خودکار حذف می‌گردند.

۳-۱- الگوریتم‌های جستجوی محلی

یکی دیگر از موضوعات تطبیقی در این الگوریتم شرط استفاده از روش‌های جستجوی محلی می‌باشد که دو روش جستجوی محلی در الگوریتم ممتیک تطبیقی وجود دارد:

۱- روش هوک-جیوس: یکی از روش‌های بهینه‌سازی بدون استفاده از مشتق تابع هدف می‌باشد که در الگوریتم ممتیک تطبیقی بر روی برترین کروموزوم اعمال می‌شود و شعاع همسایگی کروموزوم برتر را برای یافتن پاسخ بهتر جستجو می‌کند و در نهایت کروموزوم با پاسخ بهتر را جایگزین کروموزوم قبلی می‌نماید [۲۹ و ۳۰].

۲- روش جستجوی چند جهته: همانند روش قبل یک روش بهینه‌سازی بدون استفاده از مشتق تابع هدف می‌باشد که در الگوریتم ممتیک تطبیقی بر روی تعداد (n+1) کروموزوم که به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند اعمال می‌شود و پس از یافتن نقطه بهینه، کروموزوم‌های حاصل از روش جستجوی چند جهته جایگزین کروموزوم‌های قبلی می‌گردند [۲۶]. تعداد متغیرهای مستقل طراحی می‌باشد که در مسئله ما ۱۵۶ است. این روش از سه مرحله شامل: انعکاس^۱، انبساط^۲ و انقباض^۳ تشکیل شده است [۳۱ و ۳۰]. در شکل ۲ می‌توان این مراحل را برای یک تابع دو متغیره مشاهده نمود.



شکل ۲- یک الگو از روش بهینه‌سازی جستجوی چند جهته

$$\alpha = \begin{cases} \left| \frac{f_{best} - f_{avg}}{f_{best}} \right|, & \text{if } \left| \frac{f_{best} - f_{avg}}{f_{best}} \right| \leq 1 \\ 1, & \text{if } \left| \frac{f_{best} - f_{avg}}{f_{best}} \right| > 1 \end{cases} \quad (10)$$

که f_{best} بهترین تابع هدف در هر نسل می‌باشد و f_{avg} هم میانگین توابع هدف هر نسل است. اگر $\alpha = 1$ باشد آنگاه در جمعیت هر نسل تنوع بیشتری وجود دارد و هرگاه که $\alpha \approx 0$ شود بیانگر وقوع همگرایی می‌باشد. α متغیر تطبیقی الگوریتم می‌باشد و برای جلوگیری از همگرایی زودرس و سکون در الگوریتم مفید واقع می‌شود. با استفاده از متغیر تطبیقی در الگوریتم، جمعیت هر نسل توسط رابطه ۱۱ بدست می‌آید:

$$S_{pop}^f = S_{pop}^f + S_{pop}^v (1 - \alpha) \quad (11)$$

که S_{pop}^f تعداد کمینه‌ی ثابت جمعیت در هر نسل را مشخص می‌کند و S_{pop}^v تعداد بیشینه‌ی جمعیت متغیر در هر نسل را نشان می‌دهد. همچنین برای بیان احتمال جهش نیز می‌توان از رابطه‌ای مانند رابطه (۱۲) استفاده نمود:

$$P_m = 0.4(1 - \alpha) \quad (12)$$

احتمال جهش در هر نسل می‌تواند با توجه به همگرایی مسئله از صفر تا چهل درصد تغییر کند، بدین شکل که اگر جمعیت در هر نسل همگرا تر گردد در نتیجه با توجه به ضریب α ، احتمال جهش بیشتر می‌شود تا شانس قرارگیری در بهینه‌های محلی کاهش یابد و اگر هم جمعیت هر نسل واگرا گردد احتمال جهش به صفر نزدیکتر می‌شود تا سریعتر به سمت نقطه بهینه سراسری پیشروی شود. در مسئله کنترل و هدایت ربات زیرآبی هنگامیکه جهش به بیش از چهل درصد برسد پاسخ‌های حاصل از لحاظ کیفی افت می‌کنند، به همین دلیل احتمال جهش در هر نسل را به صفر تا چهل درصد باید محدود کرد.

در الگوریتم ممتیک تطبیقی هرگاه در حل مسئله، همگرایی و بلوغ نسبی حاصل شود، مکانیزمی در الگوریتم سبب افزایش احتمال جهش و همچنین افزایش تصادفی تعداد جمعیت کروموزوم‌ها می‌گردد تا احتمال فرار گرفتن پاسخ‌های نهایی در نقاط بهینه محلی کاهش یابد. این فرآیند شاید سبب ایجاد واگرایی در جواب مسئله گردد و جواب‌های بهینه را بدتر کند، اما نخبه‌گرایی در الگوریتم سبب جلوگیری از این امر می‌گردد و همچنین اگر الگوریتم به جواب‌های بدتری برسد. در تکرار نسل بعدی در صورت اضافه شدن

¹ Reflection

² Expansion

³ Contraction

مناسبی برای استفاده از جستجوی چند جهته می‌باشند. در شکل ۳ شبه کد ممیتیک بکار گرفته شده قابل مشاهده می‌باشد.

سیستم کنترلی ANFIS -

شبکه ANFIS نوعی شبکه‌ی تطبیقی است که از لحاظ عملکرد با سیستم استنتاج فازی معادل است و به کمک مجموعه‌ای از داده‌های ورودی و خروجی، یک سیستم استنتاج فازی را ایجاد می‌کند.

کاردیناس [۳۲] برای کمک به مدیریت هوشمند انرژی در کارخانه از پیش بینی بار انرژی در کارخانه با استفاده از شبکه ANFIS بهره برده است که پارامترهای شبکه ANFIS با کمک الگوریتم ژنتیک آموزش داده می‌شوند. لوتفی [۱۸] برای کنترل یک سیستم غیرخطی MIMO ساختار کنترلی استنتاجی فازی-شبکه عصبی-تطبیقی را ارائه نموده که شبیه به یک کنترلر PID عمل می‌کند و الگوریتم ژنتیک وظیفه آموزش کنترلر ANFIS را بر عهده دارد. ANFIS بکار رفته در این پژوهش یک شبکه با چهار لایه می‌باشد که برای

یکی از ویژگی‌های روش هوک-جیوس جستجوی دقیق در شعاع همسایگی کروموزوم مورد نظر می‌باشد. شرط استفاده از هوک-جیوس در الگوریتم بدین ترتیب می‌باشد که هرگاه تعداد تکرار (نسل) الگوریتم بزرگتر از هشت تکرار و $< 0.1\alpha$ باشد می‌توان از هوک-جیوس در حل مسئله بهره برد. شروط مذکور بیانگر این موضوع هستند که هرگاه الگوریتم به سمت همگرایی پیش می‌رود و تقریباً به بلوغ می‌رسد با روش هوک-جیوس می‌توان جستجوی دقیق‌تری در شعاع همسایگی کروموزوم برتر انجام داد تا جواب بهتری یافت شود. این فرایند سبب می‌شود تا در اجراهای متعدد از یک مسئله‌ی بهینه‌سازی، الگوریتم ممیتیک تطبیقی به پاسخ‌های یکسانی نسبت به دیگر الگوریتم‌های تکاملی که از هوک-جیوس استفاده نمی‌کنند برسد.

روش جستجوی چند جهته توانایی یافتن نقطه بهینه را در سطح $(n+1)$ کروموزوم دارد و اثرش در یکسان سازی جمعیت نسل‌ها بیشتر است و سبب رسیدن سریعتر به جواب بهینه می‌شود. برای مسئله‌ی هدایت و کنترل ربات زیرآبی تکرار (نسل) بزرگتر از چهار تکرار و $0.05 < \alpha < 0.5$ شرایط

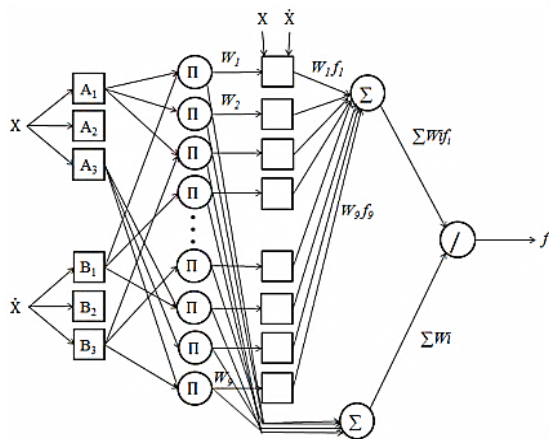
```

begin-MA
Create initial population;
Perform fitness evaluations;
Define  $\alpha$ ,  $\alpha = \min \left\{ 1, \left| \frac{f_{best} - f_{avg}}{f_{best}} \right| \right\}$ ;
while (Stopping conditions are not satisfied)
    Perform tournament selection;
    Perform recombination operation using blend crossover with probability of 0.9;
    Perform mutation operation with probability of  $p_m = 0.4(1 - \alpha)$ ;
    Perform fitness evaluations on the offspring;
    Merge parents and offspring;
    if ( $\alpha < 0.1$  and generation  $> 8$ )
        Perform Hooke-Jeeves search method on the elite individual;
        Replace the elite chromosome in the population with the Hooke-Jeeves improved solution;
    end-if
    if ( $0.05 < \alpha < 0.5$  and generation  $> 4$ )
        Perform random selection of 157 individuals from the population;
        Perform Multidirectional Search method on the 157 individuals;
        Replace the original chromosomes in the population with the Multidirectional Search improved solutions;
    end-if
    Update  $S_{pop}$ ,  $S_{pop} = S_{pop}^f + S_{pop}^v(1 - \alpha)$ ;
    Survivor selection: Select only the  $S_{pop}$  best performing individuals to proceed in the next generation;
    Update  $\alpha$ ,  $\alpha = \min \left\{ 1, \left| \frac{f_{best} - f_{avg}}{f_{best}} \right| \right\}$ ;
end-while
end-MA

```

شکل ۳- شبه کد الگوریتم ممیتیک

If position error (X) is medium (A_2) & velocity error (\dot{X}) is medium (B_2), Then $f_5=p_5 X+q_5\dot{X}+r_5$.
 If position error (X) is medium (A_2) & velocity error (\dot{X}) is large (B_3), Then $f_6=p_6 X+q_6\dot{X}+r_6$.
 If position error (X) is large (A_3) & velocity error (\dot{X}) is small (B_1), Then $f_7=p_7 X+q_7\dot{X}+r_7$.
 If position error (X) is large (A_3) & velocity error (\dot{X}) is medium (B_2), Then $f_8=p_8 X+q_8\dot{X}+r_8$.
 If position error (X) is large (A_3) & velocity error (\dot{X}) is large (B_3), Then $f_9=p_9 X+q_9\dot{X}+r_9$.



شکل ۴- معماری ANFIS برای مدل Sugeno

برای آموزش پارامترهای توابع گوسی و سوگنوی درجه یک از الگوریتم ممیتیک و الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود. بطوریکه همه‌ی پارامترهای مربوط به چهار شبکه ANFIS برای کل بازه‌ی زمانی حرکت ربات بصورت یک کروموزوم در نظر گرفته می‌شوند و هر کدام از پارامترها یک بیت هستند. مجموع قدرمطلق خطای مکان و سرعت تمام درجات آزادی تابع هدف مسئله می‌باشد که باید به سمت کمینه شدن میل کند. شکل ۵ بلوک دیاگرام کنترلر ANFIS که بصورت خارج خط عمل می‌کند را نشان می‌دهد.

۵- نتایج شبیه‌سازی

شکل ۶ حرکت ربات زیرآبی را روی مسیر در سه بعد نشان می‌دهد. در این مسیر کنترلر توسط الگوریتم‌های ممیتیک و ژنتیک تعلیم داده شده است. از بررسی شکل ۶ می‌توان دریافت که با استفاده از آموزش کنترلر توسط الگوریتم ممیتیک، حرکت ربات زیرآبی روی مسیر از پیش تعیین شده با دقت و پایداری بیشتری انجام می‌شود.

هر یک از درجات آزادی ربات بصورت مجزا بکار گرفته شده است. این شبکه‌ها از دو ورودی خطا و مشتق خطا به همراه خروجی از جنس گشتاور یا نیرو تشکیل شده‌اند و عملکردشان به کنترلر PD شباهت دارد. به این صورت که خطای موقعیت و سرعت هر یک از درجات آزادی وارد شبکه ANFIS می‌شود و عامل کنترلی بصورت نیرو یا گشتاور بعنوان خروجی عمل می‌کند. ۱۵۶ پارامتر برای بیان چهار کنترلر ANFIS بکار گرفته شده‌اند و این کنترلرها از چهار شبکه یکسان که در شکل ۴ نشان داده شده است استفاده می‌کنند.

در لایه اول مقادیر عضویت توسط توابع عضویت گوسی که با $\mu_{B_i}(\dot{X})$ و $\mu_{A_i}(X)$ ، $i=1,2,3$ مشخص می‌شوند، محاسبه می‌گردند (رابطه ۱۳).

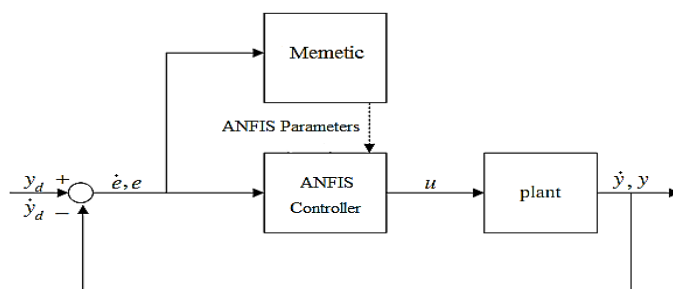
$$e^{-(0.5)\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2} \quad (13)$$

در این لایه از فازی‌ساز گوسی، بدلیل عملکرد مناسب در سیستم کنترلی مورد نظر استفاده شده است. در لایه دوم نیز وزن هر قاعده محاسبه می‌شود که از ضرب جبری برای عملگر T-نرم یا AND فازی استفاده شده است. w_j وزن قاعده j ام می‌باشد، $j=1,2,\dots,9$. در لایه سوم وزن قواعد در معادلات خطی مربوط به قسمت تالی قواعد ضرب می‌شوند (رابطه ۱۴).

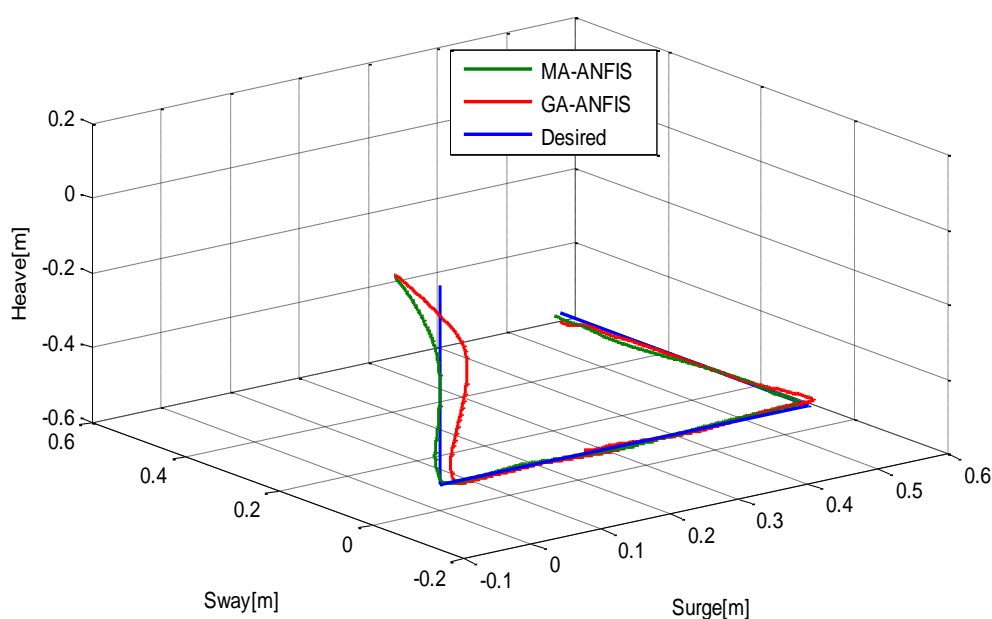
$$w_j f_j = w_j (p_j X + q_j \dot{X} + r_j) \quad (14)$$

در لایه چهارم نیز خروجی نهایی با جمع خروجی‌های لایه قبل و نرمالیزه کردن اوزان در این لایه بدست می‌آید. همانطور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود این شبکه از موتور استنتاج سوگنو بهره برده است که نرمالیزه کردن وزن‌ها در آخرین لایه صورت می‌پذیرد [۳۳]. استنتاج سوگنو فاقد فرآیند زمان‌بر غیرفازی‌سازی در مدل ممدانی است و عملکرد مناسبی در کنار تکنیک‌های بهینه‌سازی و انطباقی دارد. همچنین هر یک از چهار شبکه ANFIS دارای ۹ قاعده فازی به صورت زیر می‌باشند:

If position error (X) is small (A_1) & velocity error (\dot{X}) is small (B_1), Then $f_1=p_1 X+q_1\dot{X}+r_1$.
 If position error (X) is small (A_1) & velocity error (\dot{X}) is medium (B_2), Then $f_2=p_2 X+q_2\dot{X}+r_2$.
 If position error (X) is small (A_1) & velocity error (\dot{X}) is large (B_3), Then $f_3=p_3 X+q_3\dot{X}+r_3$.
 If position error (X) is medium (A_2) & velocity error (\dot{X}) is small (B_1), Then $f_4=p_4 X+q_4\dot{X}+r_4$.



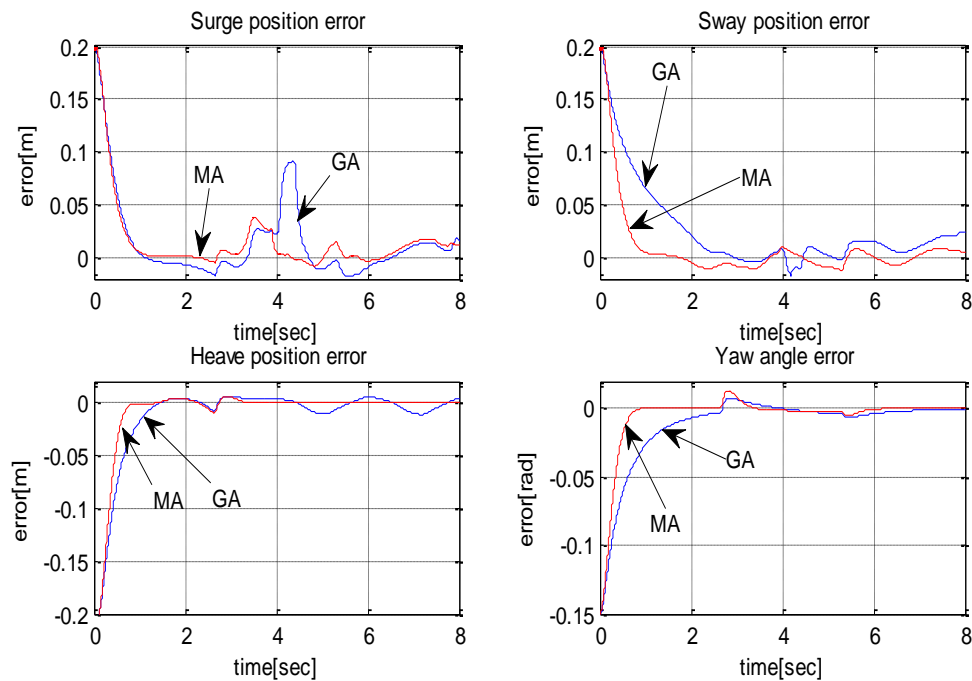
شکل ۵- طراحی کنترلر ANFIS با استفاده از MA



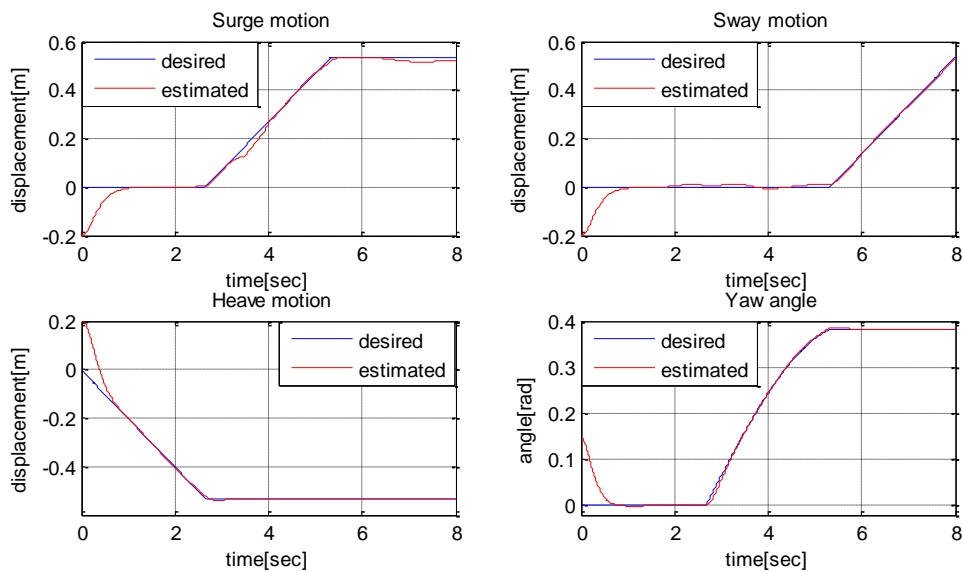
شکل ۶- حرکت ربات زیرآبی در سه بعد

صورت می‌پذیرد و خطای کمتری حاصل می‌شود. شکل ۸ حرکت ربات زیرآبی با کنترلر تعلیم داده شده توسط الگوریتم ممیتیک را روی چهار درجه آزادی نشان می‌دهد. حرکت ربات زیرآبی با کنترلر تعلیم داده شده توسط الگوریتم ژنتیک روی چهار درجه آزادی را نیز می‌توان در شکل ۹ مشاهده کرد. نحوه چگونگی تغییرات نیروهای پیشران در چهار موتور الکتریکی ربات زیرآبی در روش آموزشی الگوریتم ممیتیک و روش آموزشی الگوریتم ژنتیک به ترتیب در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ نشان داده شده است.

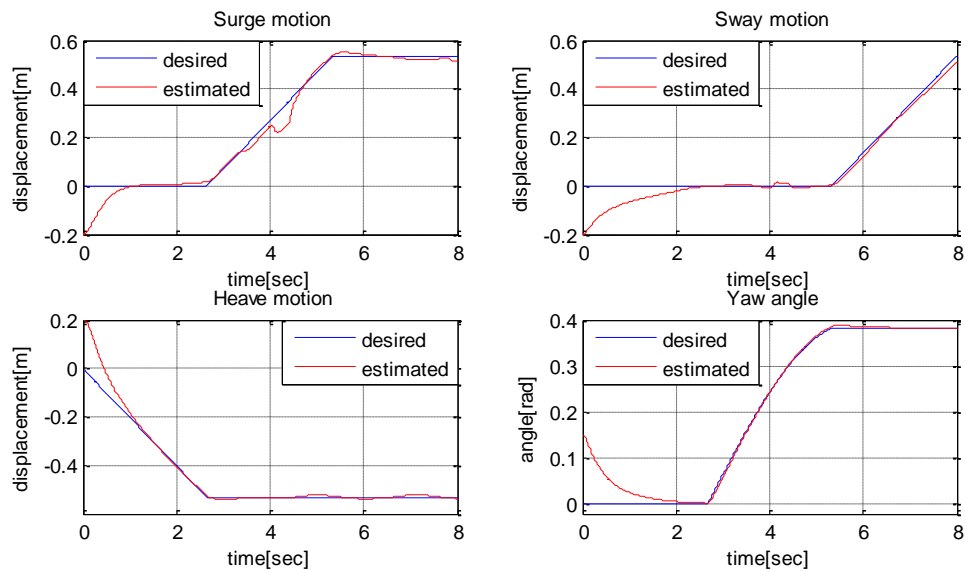
شکل ۷ خطای موقعیت حرکت ربات زیرآبی را نسبت به مسیر مرجع نشان می‌دهد که در آن می‌توان خطای بدست آمده توسط هر دو روش ژنتیکی و ممیتیکی را مقایسه نمود. همانطور که از شکل ۷ پیداست، بدلیل وجود تغییر جهات ناگهانی در مسیر و وجود اغتشاش در محیط، حرکت ربات نوساناتی نسبت به مسیر مرجع دارد اما در ادامه حرکت ربات زیرآبی دامنه این نوسانات کمتر می‌شود و حتی به صفر نیز می‌رسد. با مقایسه گراف‌های ترسیم شده در شکل ۷ ردیابی مسیر از پیش تعیین شده توسط کنترلری که بوسیله الگوریتم ممیتیک آموزش داده شده است، با دقت بیشتری



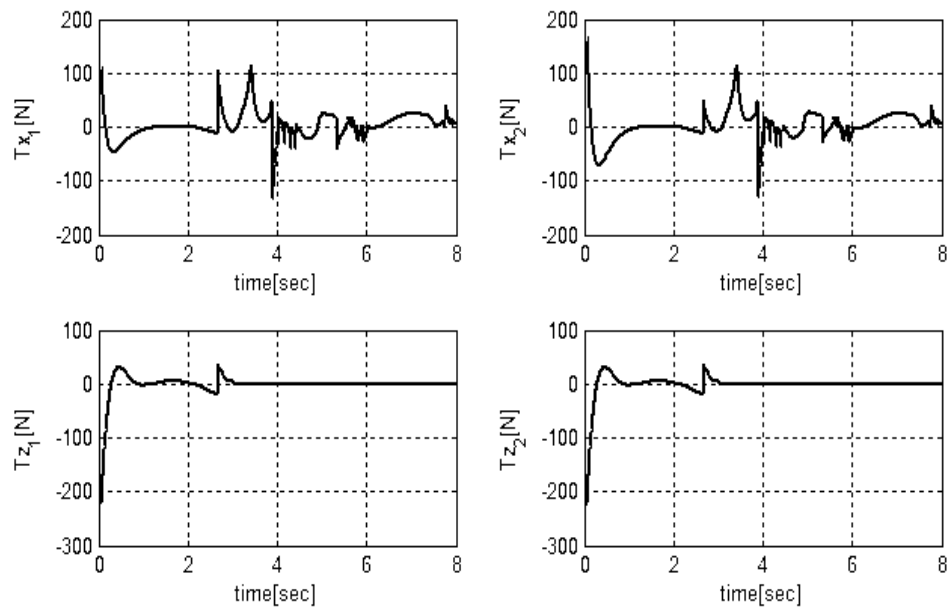
شکل ۷- مقایسه خطای ردیابی مسیر بدست آمده توسط الگوریتم ممیتیک و الگوریتم ژنتیک



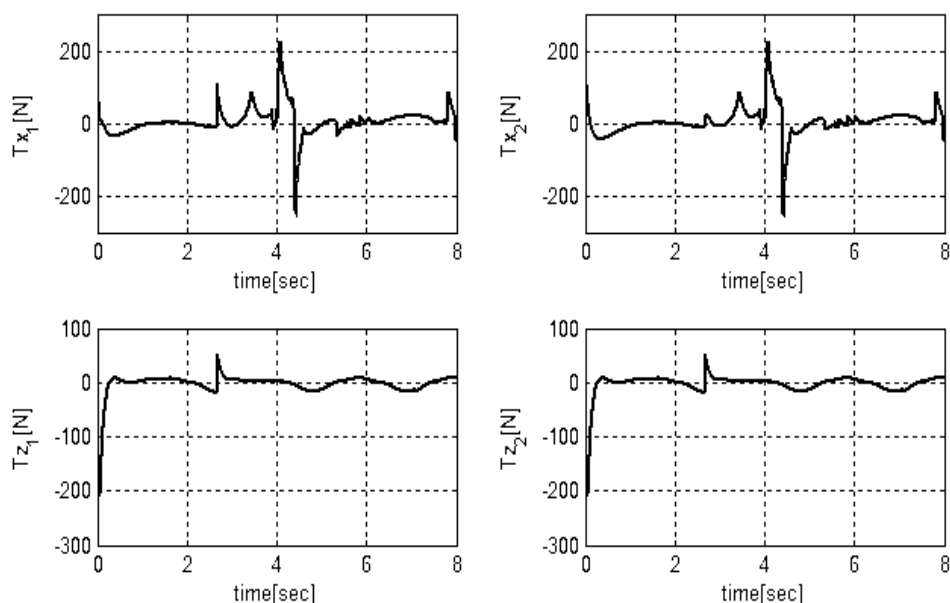
شکل ۸- حرکت ربات هدایت شده توسط کنترلر ANFIS و الگوریتم ممیتیک روی چهار درجه آزادی



شکل ۹- حرکت ربات هدایت شده توسط کنترلر ANFIS و الگوریتم ژنتیک روی چهار درجه آزادی



شکل ۱۰- نیروی پیشران موتورها در کنترلر ANFIS تعلیم داده شده توسط الگوریتم ممیک



شکل ۱۱- نیروی پیشران موتورها در کنترلر ANFIS تعلیم شده توسط الگوریتم ژنتیک

تصادفی تعداد جمعیت کروموزوم‌ها می‌گردد تا احتمال قرار گرفتن پاسخ‌های نهایی در نقاط بهینه محلی کاهش یابد. پاسخ‌های بدست آمده توسط الگوریتم ممیتک پیشنهادی نسبت به جواب‌های حاصل از الگوریتم ژنتیک کلاسیک برتر و دقیق‌تر هستند. عمده دلیل این امر استفاده الگوریتم ممیتک از روش‌های جستجوی محلی است زیرا این روش‌ها به صورت آگاهانه به آنالیز یک بخش از فضای جستجوی مسئله می‌پردازند تا پاسخ‌های فعلی را بهبود بخشند. گرچه استفاده تنها از جستجوهای محلی احتمال به دام افتادن در بهینه‌های محلی را افزایش می‌دهد اما استفاده از آنها به همراه یک الگوریتم تکاملی سبب دستیابی به پاسخ‌های بهتر می‌شود. ضمن اینکه به دلیل بکارگیری جستجوهای محلی، پاسخ‌های یک مسئله بهینه‌سازی که توسط الگوریتم ممیتک تطبیقی بدست می‌آیند در اجراهای متعدد پایدارتر می‌باشند.

غالباً از چنین سیستم‌های کنترلی با حجم محاسبات بالا در مسائل خارج خط استفاده می‌شود. معمولاً از این سیستم‌ها در کنترل همزمان ربات استفاده نمی‌کنند. برای طراحی یک سیستم کنترل در زمان حقیقی بهتر است از کنترلرهای

از مقایسه شکل‌های ۶ تا ۱۱ می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از الگوریتم ممیتک برای آموزش دادن کنترلر، سبب دستیابی به پاسخ‌های بهتری نسبت به استفاده از الگوریتم ژنتیک می‌شود.

۶- بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله یک سیستم کنترل ANFIS به همراه الگوریتم تعلیم دهنده ممیتک برای هدایت خارج خط ربات زیرآبی دانشگاه گیلان بمنظور دستیابی به دقت بالا در ردیابی مسیر طراحی شد. شبیه‌سازی‌ها نشان دادند که ردیابی مسیر توسط روش پیشنهادی تحت شرایط عملیاتی و بروز عدم قطعیت می‌تواند نزدیک به مسیر مرجع دنبال شود. در الگوریتم ممیتک تطبیقی پیشنهادی از الگوریتم ژنتیک به همراه دو جستجوی محلی هوک-جیوس و جستجوی چندجهته استفاده شده است که با رسیدن به همگرایی و بلوغ نسبی، الگوریتم‌های جستجوی محلی بکار گرفته می‌شوند تا پاسخ‌های بهتری را در فضای جستجوی مسئله بیابند. بعلاوه هرگاه در حل مسئله همگرایی نسبی حاصل شود، مکانیزمی در الگوریتم سبب افزایش احتمال جهش و همچنین افزایش

- [14] Yuh J (1990) A neural network net controller for underwater robotic vehicle. *IEEE J. Ocean. Eng.* 15(3): 161–166.
- [15] Javadi-Moghaddam J, Bagheri A (2010) An adaptive neuro-fuzzy sliding mode based genetic algorithm control system for underwater remotely operated vehicle. *Expert Sys. Appl.* 37: 647–660.
- [16] Bessa WM, Dutra MS, Kreuzer E (2010) An adaptive fuzzy sliding mode controller for remotely operated underwater vehicles. *Robo. and Auto. Sys.* 58(1): 16-26.
- [17] Ishaque K, Abdullah SS, Ayob SM, Salam Z (2011) A simplified approach to design fuzzy logic controller for an underwater vehicle. *Ocean Eng.* 38(1): 271-284.
- [18] Lutfy OF, Noor SBM, Marhaban MH (2011) A genetically trained simplified ANFIS Controller to control nonlinear MIMO systems. In: *IEEE International Conference on Electrical, Control and Computer Engineering (INECCE)*: 349- 354.
- [19] Seydi-Ghomsheh V, Aliyari-Shoorehdeli M, Teshnehlab M (2007) Training ANFIS Structure with Modified PSO Algorithm. In: *15th Mediterranean Conference on Control & Automation, Athens.*
- [20] Cotta C, Fernandez AJ, Gallardo JE (2007) On the Hybridization of Memetic Algorithms With Branch-and-Bound Techniques. *Sys., Man and Cybernetics, Part B, IEEE Trans.*
- [21] Engelbrecht AP (2005) *Fundamentals of computational swarm intelligence.* John Wiley & Sons Ltd.
- [22] Eiben AE, Smith JE (2003) *Introduction to evolutionary computing.* Springer.
- [23] Mitchell M (2002) *An introduction to genetic algorithms.* MIT press.
- [24] Wang YT, Li JQ, Gao KZ, Pan QK (2011) Memetic Algorithm based on Improved Inver-over operator and Lin-Kernighan local search for the Euclidean traveling salesman problem. *Comp. and Math. with Appl.* 62: 2743–2754.
- [25] Moscato P (1989) *On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts: towards Memetic algorithms.* Technical Report, Caltech Concurrent Computation Program, C3P Report 826, California Institute of Technology.
- [26] Caponio A, Cascella GL, Neri F, Salvatore N, Sumner M (2007) A Fast Adaptive Memetic Algorithm for Online and Offline Control Design of PMSM Drives. *Sys., Man and Cybernetics, Volume 37, Part B, IEEE Trans.*
- [27] Fossen TI (1994) *Guidance and Control of Ocean Vehicles.* Wiley, New York.
- [28] Neri F, Cotta C (2012) Memetic algorithms and memetic computing optimization: A literature review. *Swarm and Evolutionary Computation* 2: 1-14.
- جایگزین که برخی از آن‌ها در قسمت مقدمه شرح داده شدند استفاده شود.
- ### مراجع
- [1] Yoerger D, Slotine JE (1991) Adaptive sliding control of an experimental underwater vehicle. In: *International Conference on Robotic and Automation, Sacramento.*
- [2] Liceaga E, Grimble MJ (1994) A Robust ROV Positioning Controller. *Control'94, Conference IEEE Publication No. 389.*
- [3] Narasimhan M, Singh SN (2006) Adaptive optimal control of an autonomous underwater vehicle in the dive plane using dorsal fins. *Ocean Eng.* 33: 404–416.
- [4] Yuh J, Wang J, Lee G (1999) Self-adaptive neuro-fuzzy control with fuzzy basis function network for autonomous underwater vehicles. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems.*
- [5] Nakamura Y, Savant S (1992) Nonlinear tracking control of autonomous underwater vehicles. In: *IEEE Proceeding of International Conference on Robotics and Autonomous, France.*
- [6] Hoang NQ, Kreuzer E (2007) Adaptive PD-controller for positioning of a remotely operated vehicle close to an underwater structure: theory and experiments. *Control Eng. Pract.* 15: 411–419.
- [7] Li JH, Lee PM (2005) Design of an adaptive nonlinear controller for depth control of an autonomous underwater vehicle. *Ocean Eng.* 32: 2165–2181.
- [8] Jiancheng Y, Qiang L, Aiqun Z (2008) Neural network adaptive control for underwater vehicles. *Control Theory Appl.* 25: 9–13.
- [9] Chatchanayuenyong T, Parnichkun M (2006) Neural network based-time optimal sliding mode control for an autonomous underwater robot. *Mechatronics* 16: 471–478.
- [10] Bagheri A, Karimi T, Amanifard N (2010) Tracking performance control of a cable communicated underwater vehicle using adaptive neural network controllers. *Appl. Soft. Comput.* 10: 908–918.
- [11] Bagheri A, Javadi-Moghaddam J (2009) Simulation and tracking control based on neural-network strategy and sliding-mode control for underwater remotely operated vehicle. *Neurocomputing* 72: 1934–1950.
- [12] Lewis FL, Jagannathan S, Yesildirek A (1999) *Neural Network Control of Robot Manipulators and Nonlinear Systems.* Taylor and Francis, London.
- [13] Slotine JE, Sanner R (1992) Gaussian networks for direct adaptive control. *IEEE Trans. Neural Netw.* 3: 837–863.

- [32] Cardenas JJ, Garcia A, Romeral JL, Kampouropoulos K (2011) Evolutive ANFIS training for energy load profile forecast for an IEMS in an automated factory. In: 16th IEEE Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA): 1-8.
- [33] Jang JSR, Sun CT, Mizutani E (1997) Neuro-Fuzzy and Soft Computing. Prentice Hall.
- [29] Hooke R, Jeeves TA (1961) Direct search solution of numerical and statistical problems. J. Assoc. Comput. Mach. 8(2): 212-229.
- [30] Kelley CT (1999) Iterative Methods of Optimization. Philadelphia PA: SIAM.
- [31] Torczon V (1989) Ph.D. Thesis: Multidirectional Search. Rice University, Houston, TX.