

کنترل خود تنظیم هوشمند یک جسم شش درجه آزادی زیر آب

مزدا معطری^۱، علیرضا خیاطیان^۲

۱- دانشکده مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، فارس، ایران، moattari@fsriau.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران، khayatia@shirazu.ac.ir

چکیده: در این مقاله با استفاده از شبکه عصبی، الگوریتم هوشمندی برای تنظیم ضرایب یک کنترل کننده کلاسیک پیشنهاد شده است. از این تکنیک هوشمند برای خودگردان کردن یک جسم زیر آب جرم متغیر و کنترل کانالهای چرخش، عمق و سمت آن استفاده شده است. در این تکنیک هوشمند، شبکه عصبی (NNC) ضرایب کنترل کننده کلاسیک PID را در جهت کاهش خطای سیستم، تنظیم می‌کند. برای تنظیم ضرایب کنترل کننده PID نیاز به دانستن ژاکوبین سیستم می‌باشد که به علت پیچیدگی و عدم قطعیت در دینامیک سیستم، محاسبه ژاکوبین دشوار می‌باشد. بنابراین برای تخمین ژاکوبین، از یک شبکه عصبی دیگر (NNM) استفاده شده است. NNM به صورت همزمان رفتار سیستم را می‌آموزد و تخمینی از ژاکوبین سیستم را در هر لحظه ارائه می‌کند. برای بهبود عملکرد کنترل کننده هوشمند، بجای استفاده از یک شبکه عصبی با چند خروجی، از سه شبکه عصبی تک خروجی جهت تنظیم ضرایب کنترل کننده PID استفاده شد و نشان داده شده است که با این ساختار، نتایج بهتری حاصل می‌گردد. نتایج حاصل از تکنیک هوشمند پیشنهادی با نتایج کنترل کننده PID مقایسه گردیده است. در این مقایسه دیده می‌شود که کنترل کننده عصبی در کم کردن زمان نشست و خطای حالت ماندگار بسیار بهتر عمل نموده است و همچنین نسبت به تغییرات پارامترهای سیستم و تغییرات شرایط محیط مقاوم‌تر است.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی- اجسام زیر آب خودگردان- تنظیم ضرایب کنترل کننده PID- کنترل کننده هوشمند- تخمین ژاکوبین.

Intelligent Self Tuning Controller for A 6 DOF AUV

M. Moattari¹, A. Khayatian²

1- Islamic Azad University Science and Research Branch, Fars, Iran

2- Faculty of Electrical Engineering – University Shiraz

Abstract: In this paper, an intelligent neural network method for controlling of a variable mass underwater vehicle is presented. The control scheme is capable of learning and adapting to changes in the vehicle dynamics and parameters, and consists of a gain tuning neural network and a variable gain PID controller. This neural network is trained so that the error between the plant output and reference signal is minimized. For updating the neural network weights, the system jacobian must be known. Because of the complexity and unknown governing equations of the system, jacobian calculation is too difficult and sometimes impossible. To overcome this problem another neural network (NNM) was trained for modeling the system and estimating the system jacobian. The results of this control scheme are compared with a constant gain PID controller. It is shown that the presented control scheme is better and more robust against disturbance than the conventional controller.

Keywords: Neural Network- Autonomous Underwater vehicle- PID Tuning- Intelligent Controller- Jacobian Estimation.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۸۹/۱۲/۱۱

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۰/۱۲/۱۶

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۱/۱/۳۰

نام نویسنده‌ی مسئول: مزدا معطری

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران- فارس- شیراز- دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات فارس- دانشکده مهندسی

۱- مقدمه

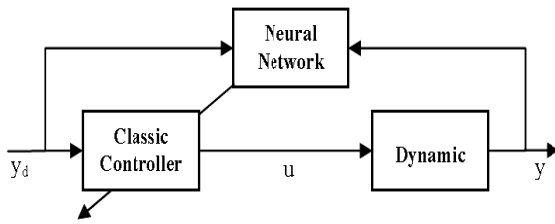
حدود $\frac{2}{3}$ سطح زمین، توسط آب دریاها و اقیانوس‌ها پوشیده شده است و اهمیت استفاده از این منبع بسیار عظیم و غنی روز به روز روشن‌تر می‌گردد. از این‌رو نیاز غلبه بر شرایط محیطی افزایش پیدا کرد و بشر به دنبال ابزار و وسایل جایگزین خود برای جستجو و عملیات زیرآبی گردیده است. با پیشرفت تکنولوژی و علم، زمینه‌های گوناگونی مانند علمی-تحقیقاتی، اقتصادی، نظامی و... پدید آمد که در آن‌ها از جسم‌های زیر آب خودگردان به عنوان یک ابزار مؤثر، می‌توان استفاده کرد. به عنوان مثال بعضی از کاربردهای جسم زیر آب خودگردان عبارتست از: لوله‌گذاری، نقشه برداری و نمونه برداری از کف دریاها، اکتشاف معادن و حفاری زیر آب، راکت‌های زیر آب، مین یابی و جمع‌آوری آن‌ها، جمع‌آوری اطلاعات. در این میان یکی از مهم‌ترین زمینه‌های مورد بررسی برای اجسام زیر آب، طراحی سیستم کنترلی مناسب است، تا کارایی مقاوم و مناسب مورد نظر حاصل شود [۱].

به علت گستردگی کاربردهای جسم زیر آب خودگردان، کارهای گسترده‌ای در زمینه سیستم‌های کنترلی انجام شده است. به عنوان مثال می‌توان به کنترل حالت لغزنده (Shi [۲]، Ha و همکاران [۳])، کنترل غیر خطی (Lapierre, Jouvencel [۴])، کنترل شبکه عصبی (Ven و همکارانش [۵]) و کنترل فازی (Ye و همکاران [۶])، Hassanein و همکاران [۷]) اشاره کرد. با توجه به اینکه وسایل زیر آبی رفتار دینامیکی به شدت غیرخطی دارند، همچنین هیدرودینامیک این وسایل به طور کامل شناخته نشده و نیروها و ممان‌های تولید شده توسط حرکت حجم مایع اطراف، قابل ملاحظه است؛ علاوه بر آن متغیر بودن اغتشاش غیر قابل اندازه گیری که توسط جریان‌های اقیانوسی به وجود می‌آید و وجود تداخل در دینامیک سیستم و متغیر بودن مراکز جرم و شناوری به علت‌هایی مانند مصرف سوخت [۸]؛ استفاده از کنترل کننده‌ای که بتواند با وجود مشکلات مذکور، منتج به پاسخ مناسب شود، ضروری است.

اخیراً تمایل به استفاده از سیستم‌های کنترلی‌ای می‌باشد که در آن‌ها یادگیری مشخصات سیستم و محیط، مانند سیستم‌های زیستی هوشمند انجام می‌شود. در واقع به علت آنکه روش‌های سنتی برای مدل کردن دقیق سیستم‌های غیر خطی و همچنین برای تطابق و

سازش با شرایط محیط و دینامیک سیستم، هنوز نیاز به بهبود و پیشرفت دارند، بدست آوردن کارایی خوب و مناسب و مقاوم توسط کنترل کننده‌های کلاسیک و سنتی مشکل است [۹]. بنابراین نیاز به یک کنترل کننده با قابلیت یادگیری و تطبیق پذیری برای فائق آمدن بر تغییرات پارامترهای سیستم و محیط اطراف آن احساس می‌شود. در این کنترل کننده‌های یادگیری-تطبیقی علاوه بر به کارگیری ایده روش‌های سنتی، از روش‌هایی مانند منطق فازی، سیستم‌های ماهر، الگوریتم جستجو و ژنتیک، و شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود. از جمله ویژگی‌های مورد توجه این روش‌ها، یادگیری، تطابق و سازش و تصمیم گیری در مقابل عدم قطعیت‌ها و تغییر پارامترهای سیستم و شرایط محیط می‌باشد [۱۰]. برای تنظیم خودکار، روش‌های مختلفی پیشنهاد شده است که در میان آن‌ها، روش‌هایی که از شبکه عصبی استفاده کرده‌اند؛ به خاطر خصوصیات جالب شبکه عصبی، از جمله تنظیم خود با توجه به یادگیری از محیط و همچنین عمومیت داشتن به خاطر تعداد زیاد پردازشگرهای غیر خطی ساده، زیاد مورد توجه قرار گرفته‌اند. شبکه عصبی مصنوعی، یک شبیه‌سازی از هوش انسان است که نتیجه تحقیق و بررسی ساختار و مکانیزم مغز انسان می‌باشد و باعث پیشرفت و بهبود مدل‌ها و روش‌های محاسباتی جدیدی گردید که برای حل مسایل پیچیده مانند تحلیل سریع اطلاعات، یادگیری، تطابق پذیری و تشخیص الگو مورد استفاده قرار گرفته است. از دید کنترلی به خاطر ساختار غیر خطی، وابسته نبودن به مدل و قابلیت یادگیری و تطبیق پذیری، شبکه عصبی مورد توجه خاص قرار گرفته و از آن در طراحی کنترل کننده‌های وفقی برای سیستم‌های دارای دینامیک پیچیده و ناشناخته زیاد استفاده شده است. شبکه‌ی عصبی از ترکیب المان‌های ساده زیادی که به صورت موازی پردازش می‌کنند ترکیب شده است و قابلیت استفاده از اطلاعات آزمایش شده را دارد.

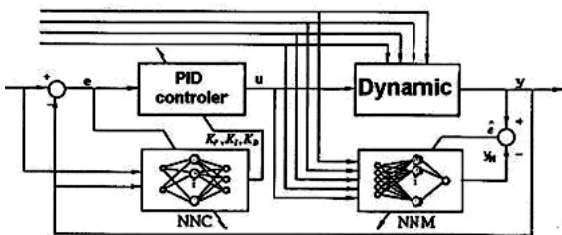
تحقیقات متعددی درباره کنترل اجسام زیر آب صورت گرفته است. به عنوان مثال Yuh با استفاده از متغیر حالت و مشتق آن به عنوان ورودی، برای کنترل عمق (یک درجه آزادی) یک جسم زیر آب از شبکه عصبی استفاده کرده است. به علت در اختیار نبودن خطای شبکه عصبی، در این روش به کمک تابع نقاد که تعبیری از تخمین خطای شبکه عصبی است، از روش انتشار رو به عقب برای تنظیم وزن‌های شبکه عصبی استفاده می‌شود [۱۱، ۱۲]. برای بدست آوردن خطای شبکه عصبی، پیشنهاد استفاده از معکوس تابع تبدیل سیستم



شکل (۱): سیستم کنترلی پیشنهادی

استفاده از کنترل کننده PID به علت عملکرد مقاوم این کنترل کننده در رنج وسیعی از شرایط عملکردی و نیز سادگی آن هم از نقطه نظر طراحی و هم از نقطه نظر تنظیم پارامترهاست.

در این روش، شبکه عصبی خروجی‌های خود را در جهت کاهش خطای سیستم تغییر می‌دهد. برای این کار شبکه عصبی با استفاده از خطای سیستم و انتشار رو به عقب، وزن‌های خود را به‌روز می‌کند. برای به‌روز رسانی وزن‌ها، باید ژاکوبین سیستم معلوم باشد که بدست آوردن آن به علت پیچیده بودن معادلات حاکم بر سیستم بسیار مشکل و تقریباً غیر ممکن است. برای رفع این مشکل مطابق شکل (۲) از یک شبکه عصبی دیگر (NNM) استفاده می‌شود که رفتار سیستم را مدل می‌کند و توسط آن، ژاکوبین سیستم تخمین زده می‌شود.



شکل (۲): کنترل کننده PID خود تنظیم

تا بحال اکثر کارهای انجام شده، بر روی اجسام زیر آب با یک درجه آزادی می‌باشد (کنترل عمق) و جسم زیر آب با جرم ثابت و سرعت نسبتاً کم و کنترل شونده به وسیله تراسترها بوده است؛ اما در این مقاله جسم زیر آب مورد نظر دارای ۶ درجه آزادی با جرم متغیر و سرعت نسبتاً بالا (۲۰ m/s) و کنترل شونده توسط بالک‌های عقب خودرو می‌باشد که دارای دینامیک پیچیده‌تری است. برای نشان دادن کارایی این روش، نتایج شبیه سازی سیستم کنترلی پیشنهادی با کنترل کننده PID مقایسه شده است. نشان داده می‌شود که سیستم کنترلی پیشنهادی خصوصاً در حذف نویز و کم کردن خطا بهتر عمل می‌کند.

مطرح می‌باشد، که با ضرب خطای سیستم در معکوس تابع تبدیل، خطای شبکه عصبی بدست می‌آید. اما بدست آوردن تابع تبدیل حرکت جسم زیر آب بسیار مشکل و معکوس کردن آن فقط در حالتی که تعداد ورودی‌ها و خروجی‌های سیستم برابر باشد، مقدور است. راه دیگر استفاده از معکوس ماتریس ژاکوبین می‌باشد و در هر لحظه این ماتریس محاسبه می‌شود. عیب این روش، بالا بودن حجم محاسبات، به خاطر بدست آوردن معکوس ماتریس ژاکوبین، است [۱۳]. Psaltis و همکارانش از یک لایه خروجی در شبکه عصبی به عنوان معکوس دینامیک سیستم استفاده کرده، که این لایه به هنگام نمی‌شود. در این روش از مجذور جمع خطاهای سیستم، به عنوان خطای شبکه عصبی برای انتشار رو به عقب؛ استفاده می‌شود. بنابراین بعد از لایه آخر، خطای واقعی شبکه عصبی بدست می‌آید. عیب این روش، همگرایی دیر هنگام آن می‌باشد [۱۴]. Venugopol و همکارانش، مشابه روش Psaltis از یک ضریب g که متناسب با معکوس ژاکوبین می‌باشد، استفاده کردند؛ با این تفاوت که برای همگرایی سریع‌تر، g به‌روز می‌شود. [۱۵].

Li و همکارانش جهت کنترل حرکت یک جسم زیر آب یک کنترل کننده عصبی تطبیقی ارائه نمودند که در این روش شبکه عصبی جهت تخمین عدم قطعیت دینامیک جسم زیر آب استفاده می‌شود [۱۶]. همچنین Li و همکارانش برای کنترل عمق یک جسم زیر آب با استفاده از شبکه عصبی یک کنترل کننده گام به عقب و فقی ارائه نمودند که در این روش دینامیک مدل نشده و عدم قطعیت‌ها توسط شبکه عصبی تقریب زده می‌شوند [۱۷].

در این مقاله، سیستم کنترلی برای هدایت یک جسم زیر آب با ۶ درجه آزادی و تراست ثابت در اثر احتراق سوخت و در نتیجه جرم متغیر پیشنهاد شده است که کنترل مسیر و جهت آن توسط ۴ بالک عقب وسیله متحرک، انجام می‌شود. در این روش مطابق شکل (۱) کنترل کننده PID به عنوان کنترل کننده کلاسیک مورد استفاده قرار گرفته و شبکه عصبی برای تنظیم ضرایب کنترل کننده PID بکار گرفته شده است.

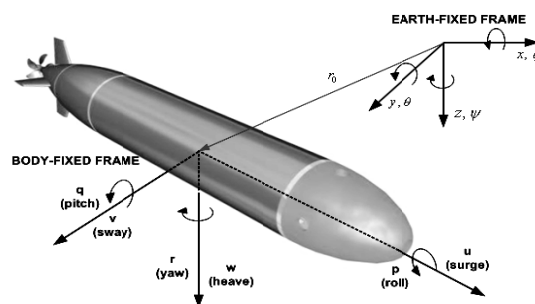
در این مقاله ابتدا معادلات حاکم بر جسم زیر آب بیان می‌شود. سپس ساختار سیستم کنترل کننده‌ی توضیح داده شده و نتایج شبیه سازی‌های انجام شده مورد بررسی قرار می‌گیرد.

تهیه مدل دینامیکی و کنترل وسایل زیر آبی، پیچیده‌تر از وسایل هوایی، زمینی و سطحی می‌باشد؛ زیرا مشاهده و اندازه‌گیری پاسخ هیدرودینامیکی این وسایل مشکل است. همچنین اثرات محیط اطراف بر حرکت این وسایل بسیار مهم است و آب اطراف وسیله تمایل به شتاب گرفتن با آن را دارد و به این دلیل جرم اضافه به سیستم القاء می‌نماید و اثرات ترکیبی نیروها و گشتاورها در محورهای طولی، عرضی و عمودی بر یکدیگر زیاد است. بنابراین کار کنترل و هدایت این وسایل سخت می‌شود [۱۸].

حرکت کلی یک جسم با شش درجه آزادی با بردارهای زیر که نشانگر متغیرهای حرکت جسم زیر آب است، بیان می‌گردد:

$$\begin{aligned} \eta_1 &= [x \ y \ z] & \eta_2 &= [\varphi \ \theta \ \psi] \\ \nu_1 &= [u \ v \ w] & \nu_2 &= [p \ q \ r] \end{aligned} \quad (1)$$

که η_1, η_2 به ترتیب بیان‌کننده موقعیت انتقالی و چرخشی جسم نسبت به سیستم مختصات اینرسی و V_1, V_2 به ترتیب بیان‌کننده سرعت‌های انتقالی و چرخشی جسم در مختصات بدنه می‌باشند. شکل (۳) جسم زیر آب و متغیرهای معرفی شده را نشان می‌دهد.



روش‌های متعددی جهت مدل کردن دینامیک جسم زیر آب موجود است که از جمله آنان می‌توان به روش‌های مبتنی بر آزمایش، روش‌های موسوم به Predictive و روش اجزاء ساخته شده (Component-Buildup) اشاره کرد. در روش اخیر، نیروهای هیدرودینامیکی از روابط تجربی که فقط به هندسه وسیله، وابسته هستند، به دست می‌آید و هر کدام از اجزاء وسیله مانند بدنه، سطوح کنترل، تراسترها و عملگرها به طور جداگانه و با استفاده از روابط ساده هیدرودینامیکی مدل می‌شوند. سپس برای بدست آوردن کل نیرو یا ممان وارد بر وسیله، تک تک نیروها و ممان‌های اجزا را با هم جمع می‌کنیم. با استفاده از این روش می‌توانیم رفتارهای غیر خطی وسیله زیر آب چند بدنه‌ای را در مدل لحاظ کرد. در این روش با استفاده از

$$\begin{aligned} & \dot{p} I_{xx} + (r^2 - q^2) I_{yy} + q r (I_{zz} - I_{yy}) - r \dot{I}_{xz} \\ & + (p r - \dot{q}) I_{xy} - (p q + \dot{r}) I_{xz} + p \dot{I}_{xx} - q \dot{I}_{xy} \\ & + m[y_G(\dot{w} + p v - q u) - z_G(\dot{v} + r u - p w)] \\ & + \dot{z}_B [m(\dot{y}_G + r x_G - p z_G) + \dot{m} y_G] \\ & - \dot{y}_B [m(\dot{z}_G + p y_G - q x_G) + \dot{m} z_G] \\ & - \dot{m}(y_e \dot{z}_e - z_e \dot{y}_e) = K + (y_e T_z - z_e T_y) \end{aligned} \quad (11)$$

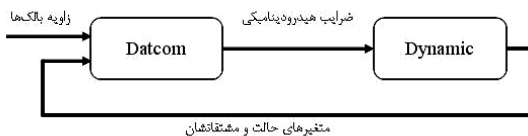
Pitch equation of motion:

$$\begin{aligned} & \dot{q} I_{yy} + (p^2 - r^2) I_{xz} + p r (I_{xx} - I_{zz}) - r \dot{I}_{yz} \\ & + (\dot{p} + q r) I_{xy} + (p q - \dot{r}) I_{yz} - p \dot{I}_{xy} + q \dot{I}_{yz} \\ & + m[z_G(\dot{u} + q w - r v) - x_G(\dot{w} + p v - q u)] \\ & + \dot{x}_B [m(\dot{z}_G + p y_G - q x_G) + \dot{m} z_G] \\ & - \dot{z}_B [m(\dot{x}_G + q z_G - r y_G) + \dot{m} x_G] \\ & - \dot{m}(z_e \dot{x}_e - x_e \dot{z}_e) = M + (z_e T_x - x_e T_z) - J_2 q \end{aligned} \quad (12)$$

Yaw equation of motion:

$$\begin{aligned} & \dot{r} I_{zz} + (q^2 - p^2) I_{xy} + p q (I_{yy} - I_{xx}) + r \dot{I}_{zz} \\ & - (p r + \dot{q}) I_{yz} + (q r - \dot{p}) I_{xz} - p \dot{I}_{xz} - q \dot{I}_{yz} \\ & + m[x_G(\dot{v} + r u - p w) - y_G(\dot{u} + q w - r v)] \\ & + \dot{y}_B [m(\dot{x}_G + q z_G - r y_G) + \dot{m} x_G] \\ & - \dot{x}_B [m(\dot{y}_G + r x_G - p z_G) + \dot{m} y_G] \\ & - \dot{m}(x_e \dot{y}_e - y_e \dot{x}_e) = N + (x_e T_y - y_e T_x) - J_2 r \end{aligned} \quad (13)$$

این شش معادله حرکت، موقعیت یک جسم را در دستگاه مختصات بدنه به طور کامل مشخص می‌کند. همان‌طور که از روابط دینامیکی جسم پیداست، زاویه بالک‌ها که توسط آن مسیر حرکت جسم تصحیح می‌شود در معادلات حرکت مستقیماً ظاهر نمی‌شود بلکه در هر لحظه اطلاعات مربوط به این زوایا، به همراه سایر اطلاعات شامل شرایط محیطی، شکل آیرودینامیکی، متغیرهای حالت و مشتقات آن به جدول جستجوی تجربی به نام Datcom وارد، ضرایب هیدرودینامیکی محاسبه و از روی آن نیروها و گشتاورهای هیدرودینامیکی محاسبه می‌گردند و در معادلات جایگزین می‌شوند. شکل (۴) چگونگی تأثیر زاویه بالک‌ها را در دینامیک جسم متحرک نشان می‌دهد.



شکل (۴): نحوه محاسبه ضرایب هیدرودینامیکی

معادله نیوتن و معادله اویلر رابطه بین پارامترهای سیستم و نیروها و ممان‌های خارجی به دست می‌آید.

برای جسم زیر آب مورد مطالعه، فرم کلی معادلات حرکت با ۶ درجه آزادی و جرم متغیر، از روش اجزاء ساخته شده، که توسط مرکز تحقیقات جهاد مهندسی فارس بدست آمده است و به صورت معادلات (۸) تا (۱۳) قابل بیان است.

در این معادلات T_x, T_y, T_z نیروی تراست ناشی از عکس‌العمل سوخت می‌باشد. $\dot{m}, \ddot{m}, \ddot{m}$ جرم و مشتقات آن است.

X_G, Y_G, Z_G بیانگر تفاوت مکانی مرکز شناوری و مرکز ثقل جسم متحرک است. همچنین X_e, Y_e, Z_e مکان نقطه ورود جرم به سیستم نسبت به مرکز جرم است. $I_{yz}, I_{xz}, I_{xy}, I_{zz}, I_{yy}, I_{xx}$ ممان اینرسی‌های جسم حول محورها است. همچنین X_B, Y_B, Z_B بیانگر تفاوت مکانی مرکز هندسی و مرکز شناوری جسم است. ترم‌های (X, Y, Z, K, M, N) بیانگر کل نیروها و گشتاورهای خارجی وارد بر جسم می‌باشند. ممان‌ها و نیروهای خارجی عبارتند از: ممان‌ها و نیروهای هیدرواستاتیکی، ممان‌ها و نیروهای جرم اضافه، ممان‌ها و نیروهای هیدرودینامیکی، ممان‌ها و نیروهای حاصله از ابزارهای کنترل.

Surge equation of motion:

$$\begin{aligned} & m[\dot{u} + q w - r v + \ddot{x}_G + 2q \dot{z}_G - 2r \dot{y}_G + \dot{q} z_G - \\ & \dot{r} y_G + p(q y_G + r z_G + r z_G) - (q^2 + r^2) x_G] \\ & + 2\dot{m}[\dot{x}_G - \dot{x}_e + q(z_G - z_e) - r(y_G - y_e)] \\ & + \ddot{m}(x_G - x_e) = X + T_x \end{aligned} \quad (8)$$

Sway equation of Motion:

$$\begin{aligned} & m[\dot{v} + r u - p w + \ddot{y}_G + 2r \dot{x}_G - 2p \dot{z}_G + \dot{r} x_G \\ & - \dot{p} z_G + q(r z_G + p x_G) - (r^2 + p^2) y_G] + \\ & 2\dot{m}[\dot{y}_G - \dot{y}_e + r(x_G - x_e) + p(z_G - z_e)] \\ & + \ddot{m}(y_G - y_e) = Y + T_y - r J_1 \end{aligned} \quad (9)$$

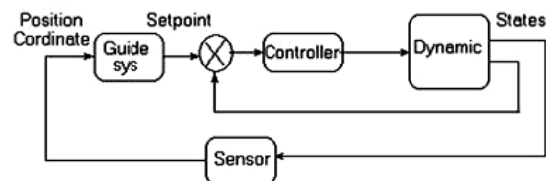
Heave equation of motion:

$$\begin{aligned} & m(\dot{w} + p v - q u + \ddot{z}_G + 2(p \dot{y}_G - q \dot{x}_G) + \\ & \dot{p} y_G - \dot{q} x_G + r(p x_G + q y_G) - (p^2 + q^2) z_G] \\ & + 2\dot{m}[\dot{z}_G - \dot{z}_e + p(y_G - y_e) - q(x_G - x_e)] \\ & + \ddot{m}(z_G - z_e) = Z + T_z + J_1 q \end{aligned} \quad (10)$$

Roll equation of motion:

۳- ساختار سیستم کنترل

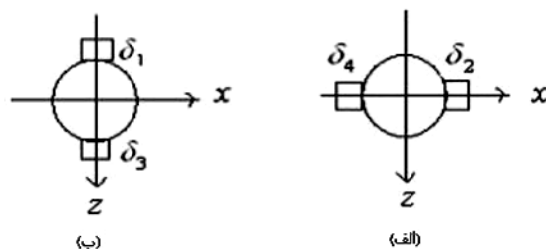
در مورد اجسام زیر آب، هدایت و کنترل دو عملکرد مهم است که در ساختار سیستم کنترلی یک جسم زیر آب مورد استفاده قرار می‌گیرد. عملکرد هدایت در مورد یک جسم زیر آب، مسیر حرکت و سرعت آن جسم را نسبت به یک سیستم مرجع تعیین می‌کند و عملکرد کنترل با استفاده از نیروها و گشتاورهای مناسبی که بر جسم اعمال می‌شود، جسم را حول نقطه تعادل یا مسیر نامی حرکت نگه می‌دارد. به منظور جداسازی عملکرد کنترلی و هدایتی باید ساختاری با یک حلقه داخلی و یک حلقه خارجی در نظر گرفته شود [۱۹، ۲۰]. مطابق شکل (۵) حلقه داخلی عملیات کنترلی را توسط سطوح کنترلی (بالک‌ها) برای کنترل زوایای سمت، چرخش و پیچش انجام می‌دهد و حلقه خارجی نقش هدایت و اعمال فرامین مناسب برای حلقه داخلی را عهده‌دار است.



شکل (۵): حلقه‌های هدایت و کنترل

سطوح کنترلی که وظیفه هدایت جسم زیر آب را به عهده دارند، به صورت بالک‌های عمودی و افقی هستند تا امکان حرکت در جهت‌های مختلف را برای جسم میسر سازند. شکل (۶) نمایی از صفحه‌های کنترلی را نشان می‌دهد. در این شکل δ_1 و δ_3 زوایای بالک‌های عمودی و δ_2 و δ_4 زوایای بالک‌های افقی می‌باشند.

هر گونه عملیات کنترلی توسط تنظیم مناسب بالک‌ها و قرار دادن آن‌ها در زاویه متناسب با آن انجام می‌پذیرد. اگر در حین حرکت نیاز به تصحیح عمق باشد، این منظور از طریق بالک‌های افقی عملی می‌شود و در صورت نیاز به تغییر جهت حرکت جسم، بالک‌های عمودی کارا هستند.



شکل (۶): نمای صفحات کنترلی

(الف) بالک‌های افقی (ب) بالک‌های عمودی

حرکت توأمان و خلاف جهت بالک‌های افقی (یا عمودی) با هم، سبب چرخش جسم می‌شود. بالک‌های افقی جسم زیر آب مورد نظر به هم کوپل شده‌اند و لذا تنها بالک‌های عمودی امکان حرکت خلاف جهت را دارند و می‌توانند سبب چرخش جسم شوند. بنابراین فقط سه متغیر کنترلی برای کنترل حرکت وسیله متحرک در زیر آب در اختیار می‌باشد که عبارتند از:

$$\delta_r = \frac{\delta_1 - \delta_3}{2} \quad (14)$$

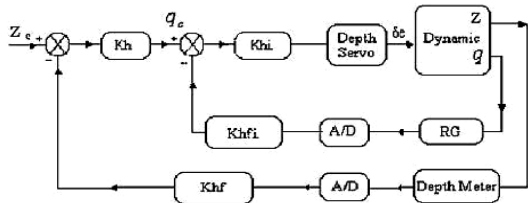
$$\delta_a = \frac{\delta_1 + \delta_3}{2} \quad (15)$$

$$\delta_e = \delta_2 = -\delta_4 \quad (16)$$

در این روابط δ_r را زاویه Rudder گویند که سبب تغییر سمت می‌شود. δ_a زاویه Aileron است که با اعمال فرمان به آن، جسم چرخش می‌کند. δ_e زاویه Elevator است که در جهت تصحیح عمق موثر است. لذا سه متغیر کنترلی به صورت زیر تعریف می‌شوند.

$$u = [\delta_r, \delta_a, \delta_e] \quad (17)$$

بر اساس تجربیات بدست آمده و مطالعات انجام شده می‌توان دریافت که بین حلقه کنترلی عمق و حلقه‌های کنترلی سمت و چرخش تداخل وجود ندارد، بنابراین این حلقه‌ها را می‌توان جدا از یکدیگر در نظر گرفت. همان‌طور که در شکل‌های (۷) و (۸) مربوط به حلقه‌های کنترلی عمق، سمت و چرخش مشخص شده؛ برای کنترل هر متغیر یک کنترل کننده PID با ضرایب Kri ، Khi و Kai برای کنترل سرعت‌های زاویه‌ای متناظر با آن‌ها در نظر گرفته شده و برای حلقه‌های خارجی نیز کنترل کننده‌های PID با ضرایب Kr و Kh و Ka پیشنهاد گردیده است.



شکل (۷): حلقه کنترل عمق

خطای سیستم و انتشار رو به عقب، وزن‌های خود را به‌روز می‌کند. بنابراین تابع نقادی به صورت رابطه (۲۰) تعریف می‌شود.

$$J(t) = \frac{1}{2} e^2(t) = \frac{1}{2} [r(t) - y(t)]^2 \quad (20)$$

که در این رابطه r^* مقدار مطلوب خروجی و y خروجی سیستم در لحظه t است. طبق رابطه انتشار رو به عقب می‌دانیم که ضرایب شبکه عصبی باید در خلاف جهت گرادیان تابع نقاد نسبت به این ضرایب به‌روز شوند. پس داریم:

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \Delta w_{ij}(t) \quad (21)$$

که در آن $\Delta w_{ij}(t)$ از معادله (۲۲) بدست می‌آید.

$$\Delta w_{ij}(t) = -l \frac{\partial J(t)}{\partial w_{ij}(t-1)} + m \Delta w_{ij}(t-1) \quad (22)$$

l و m مقادیر مثبت به اندازه کافی کوچک می‌باشند و ژاکوبین $\frac{\partial J(t)}{\partial w_{ij}(t-1)}$ با توجه به رابطه (۲۳) به صورت زیر بدست می‌آید.

$$\frac{\partial J(t)}{\partial w_{ij}(t-1)} = -e(t) \frac{\partial y(t)}{\partial w_{ij}(t-1)} \quad (23)$$

در معادله بالا عبارت $\frac{\partial y(t)}{\partial w_{ij}(t-1)}$ بر اساس قانون زنجیره‌ای مشتقات جزئی به صورت زیر بدست می‌آید:

$$\frac{\partial y(t)}{\partial w_{ij}(t-1)} = \frac{\partial y(t)}{\partial u(t-1)} \frac{\partial u(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)} \quad (24)$$

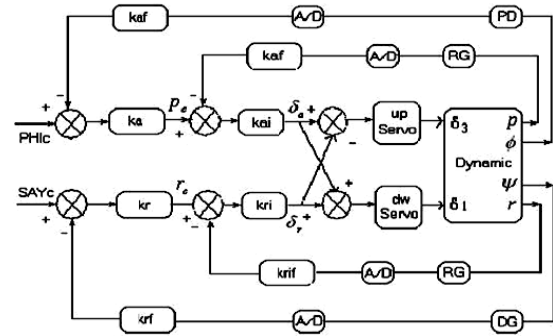
همچنین با توجه به رابطه (۱۸) و (۱۹) در مورد $\frac{\partial u(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)}$

می‌توان نوشت:

$$\frac{\partial u(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)} = \frac{\partial K(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)} \left[\frac{\partial u(t-1)}{\partial K(t-1)} \right]^T \quad (25)$$

جایی که $K(t-1) = [K_{N1}(t-1), K_{N2}(t-1), K_{N3}(t-1)]$

خروجی شبکه عصبی است. به علت آنکه مقادیر پارامترهای K_{1n}, K_{2n}, K_{3n} ثابت بوده و به وزن‌های شبکه عصبی بستگی ندارند، مشتق جزئی این پارامترها نسبت به وزن‌های شبکه عصبی صفر می‌شود و گرادیان $\frac{\partial u(t-1)}{\partial K(t-1)}$ با توجه به رابطه (۱۸) قابل محاسبه است:



شکل (۸): حلقه‌های کنترل سمت و چرخش

برای بدست آوردن کارایی مقاوم در برابر تغییر شرایط، مطابق شکل (۲)، در طول زمان اجرای عمل کنترلی، ضرایب تناسبی، انتگرالی و مشتقی کنترل کننده‌های PID حلقه‌های خارجی برای هر کانال، توسط یک شبکه عصبی سه خروجی (NNC) تنظیم می‌شوند. معادلات یک کنترل کننده PID زمان گسسته را به صورت زیر در نظر بگیرید:

$$u(t) = u(t-1) + K_1(t)[e(t) - e(t-1)] + K_2(t)e(t) + K_3(t)[e(t) - 2e(t-1) + e(t-2)] \quad (18)$$

که در آن u سیگنال کنترل و e خطای بین ورودی مرجع و خروجی پروسه و K_i ها ضرایب کنترل کننده می‌باشند. در این صورت پیشنهاد می‌گردد که ضرایب کنترل کننده PID تطبیقی (K_1, K_2, K_3) به صورت زیر تعریف شوند:

$$\begin{aligned} K_1(t) &= K_{1n} + K_{N1}(t) \\ K_2(t) &= K_{2n} + K_{N2}(t) \\ K_3(t) &= K_{3n} + K_{N3}(t) \end{aligned} \quad (19)$$

در این روابط K_{N1}, K_{N2}, K_{N3} مقادیر متغیر ضرایب کنترل کننده می‌باشد که توسط خروجی شبکه عصبی تعیین می‌گردد، و K_{1n}, K_{2n}, K_{3n} مقادیر نامی از قبل طراحی شده می‌باشند. جهت تنظیم مقادیر متغیر ضرایب کنترل کننده PID، نیاز به داشتن خروجی مطلوب شبکه عصبی NNC می‌باشد که در این ساختار خروجی مطلوب شبکه عصبی که تغییرات ضرایب کنترل کننده PID می‌باشد معلوم نیست، بنابراین بجای خطای شبکه عصبی باید از معیار دیگری برای به‌روز کردن وزن‌های شبکه عصبی استفاده کرد. در این روش پیشنهادی، شبکه عصبی NNC خروجی‌های خود را در جهت کاهش خطای سیستم تغییر می‌دهد. برای این کار شبکه عصبی با استفاده از

بنابراین برای به روز رسانی وزن‌ها نیاز به داشتن ژاکوبین سیستم می‌باشد که بدست آوردن آن به علت پیچیده بودن معادلات حاکم بر سیستم بسیار مشکل و تقریباً غیر ممکن است. برای رفع این مشکل می‌توان پیشنهاد داد که ژاکوبین رابطه ورودی و خروجی را به صورت تحلیلی یا عددی محاسبه نمود؛ اما به علت پیچیدگی بسیار زیاد روابط حرکت جسم زیر آب و وجود بلوک تجربی Datcom، پیشنهاد می‌شود مطابق شکل (۲) از یک شبکه عصبی دیگر (NNM) که رفتار سیستم را مدل می‌کند استفاده شود و سپس ژاکوبین (NNM)، که تابعی از وزن‌های این شبکه عصبی می‌باشد، در هر لحظه محاسبه گردد و به عنوان ژاکوبین دینامیک خودرو مورد استفاده قرار گیرد. از آنجا که هدف کلی برای حرکت جسم زیر آب، کنترل سه پارامتر عمق (Z)، زاویه سمت (ψ) و زاویه چرخش (φ) است، در اینجا فقط ضرایب کنترل کننده‌های PID حلقه‌های خارجی تنظیم می‌شوند و حلقه‌های داخلی که دارای ضرایب کنترل کننده ثابتی هستند، به همراه شبیه ساز دینامیک سیستم، توسط شبکه عصبی NNM مدل می‌گردد. ژاکوبین کل دینامیک سیستم و حلقه‌های داخلی که توسط شبکه عصبی NNM مدل می‌گردد، برای تصحیح ضرایب کنترل کننده‌های PID حلقه خارجی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این طراحی، برای هر یک از سه کانال عمق، چرخش و پیچش، به طور مجزا یک شبکه عصبی NNM در نظر گرفته شده که در هر لحظه، ورودی‌های هر شبکه عصبی، ورودی‌ها و خروجی‌های تأخیر یافته سیستم و خروجی مطلوب NNM، خروجی همان لحظه سیستم می‌باشد. تابع تحریک لایه میانی $\tanh$ و تابع تحریک لایه خروجی خطی در نظر گرفته شده است و ضرایب شبکه عصبی NNM با استفاده از قانون انتشار رو به عقب به روز می‌شوند. باید توجه داشت که وزن‌های اولیه شبکه عصبی NNM، باید از قبل به نحو مناسبی بدست آمده باشند. همچنین به علت متغیر با زمان بودن و مدل نشدن کامل دینامیک سیستم با شرایط و وزن‌های اولیه شبکه عصبی NNM، لازم است که در زمان اجرای عمل کنترلی، این ضرایب به روز شوند.

مطابق شکل (۹)، NNC دارای دو نرون ورودی، ۷ نرون با تابع تحریک $\tanh$ در لایه نهان و سه نرون با تابع تحریک خطی به عنوان خروجی نشان داده شده که بردارهای ورودی X^c و خروجی Y^c این شبکه عصبی عبارتند از:

$$\frac{\partial u(t-1)}{\partial K(t-1)} = \begin{bmatrix} e(t-1) - e(t-2) \\ e(t-1) \\ e(t-1) - 2e(t-2) + e(t-3) \end{bmatrix}^T \quad (26)$$

$$= [u_1(t-1), u_2(t-1), u_3(t-1)]$$

که در رابطه (۲۶) برای سادگی نمایش معادلات بعدی، متغیرهای جدید u_i ها بر حسب e تعریف شده است و معادله $\frac{\partial K(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)}$

(۲۵) برابر است با:

$$\frac{\partial K(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial K_{N1}(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)} \\ \frac{\partial K_{N2}(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)} \\ \frac{\partial K_{N3}(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)} \end{bmatrix}^T \quad (27)$$

با جایگذاری روابط (۲۴) تا (۲۷) در معادله (۲۳) خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(t)}{\partial w_{ij}(t-1)} = & -e(t) \frac{\partial y(t)}{\partial u(t-1)} \begin{bmatrix} u_1(t-1) \\ u_2(t-1) \\ u_3(t-1) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \frac{\partial K_{N1}(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)} \\ \frac{\partial K_{N2}(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)} \\ \frac{\partial K_{N3}(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)} \end{bmatrix} \\ & = -e(t) \frac{\partial y(t)}{\partial u(t-1)} [u_1(t-1) \frac{\partial K_{N1}(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)} + \\ & u_2(t-1) \frac{\partial K_{N2}(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)} + u_3(t-1) \frac{\partial K_{N3}(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)}] \end{aligned} \quad (28)$$

که $u_3(t-1) = e(t-1) - 2e(t-2) + e(t-3)$ و $u_2(t-1) = e(t-1) - e(t-2)$ و $u_1(t-1) = e(t-1)$ است.

همان‌طور که ملاحظه می‌شود برای محاسبه $\Delta w_{ij}(t)$ نیاز به

دانستن ترم‌های $\frac{\partial y(t)}{\partial u(t-1)}$ و $\frac{\partial K(t-1)}{\partial w_{ij}(t-1)}$ می‌باشد که جمله

اول بر اساس ساختار پیشنهادی شبکه عصبی NNC محاسبه خواهد شد (جزئیات این محاسبه در انتهای همین بخش ارایه شده است)؛ و جمله دوم، گرادینان خروجی سیستم نسبت به ورودی آن می‌باشد.

$$\frac{\partial K_{N2}(t-1)}{\partial W_{ij}^2(t-1)} = \begin{cases} YH_j^c(t-1) & , i = 2 \\ 0 & , i \neq 2 \end{cases} \quad (38)$$

$$\frac{\partial K_{N3}(t-1)}{\partial W_{ij}^2(t-1)} = \begin{cases} YH_j^c(t-1) & , i = 3 \\ 0 & , i \neq 3 \end{cases} \quad (39)$$

۴-نتایج

لازم به ذکر است که در کلیه مراحل، زمان نمونه برداری ۰/۰۱ ثانیه در نظر گرفته شده است. در کلیه شبیه سازی‌ها پنجره زمانی برای شبکه عصبی‌های NNM، برابر ۱ ثانیه که معادل ۱۰۰ نمونه می‌باشد، در نظر گرفته شده است. بنابراین در ثانیه اول ژاکوبین سیستم قابل محاسبه نیست تا با استفاده از آن وزن‌های NNC تصحیح شوند و در این مدت وزن‌های NNC تنظیم نمی‌شوند. در اینجا نتایج کنترل کننده PID تنظیم شونده طراحی شده برای کانال‌های چرخش، عمق و سمت به ازای ورودی‌های مختلف متناسب هر کانال بررسی می‌شود. همچنین برای بررسی مقاوم بودن کنترل کننده طراحی شده، اغتشاشی به اندازه ۵۰٪ خروجی کنترل کننده به سیستم اعمال می‌شود و سپس نتایج بدست آمده با پاسخ سیستم به ازای کنترل کننده PID مقایسه گردیده است. شکل (۱۰) مربوط به مقایسه عملکرد دو سیستم کنترلی بیان شده برای سه کانال عمق، چرخش و سمت است که به ترتیب توسط فرمان‌های ۶ متر، ۰/۲ و ۰/۵ رادیان تحریک شده‌اند.

همان‌طور که در شکل (۱۰) قسمت (a) مشاهده می‌شود، برای کانال عمق، کنترل کننده PID با ضرایب متغیر بهتر از کنترل کننده با ضرایب ساده عمل می‌کند. در واقع برای این کانال، سیستم کنترلی تنظیم شونده هم دارای سرعت بیشتری است و هم خطای حالت ماندگار کمتری نسبت به کنترل کننده کلاسیک دارد. و با توجه به شکل (۱۰) قسمت‌های (b) و (c) که مربوط به کانال‌های چرخش و سمت است، می‌توان گفت که از لحاظ خطای حالت ماندگار دو کنترل کننده مورد بحث، جواب قابل قبولی دارند ولی کنترل کننده PID تنظیم شونده دارای سرعت بیشتری است.

جهت بررسی میزان مقاوم بودن کنترل کننده PID تنظیم شونده طراحی شده در برابر اغتشاش خارجی و تغییر شرایط محیطی، برای سه کانال عمق، چرخش و سمت که به ترتیب توسط فرمان‌های ۶ متر، ۰/۲ و ۰/۵ رادیان تحریک شده‌اند، ۵۰٪ مقدار بیشینه خروجی کنترل

$$X^c = [X1(t), X2(t), 1]^T \\ = [y_d(t), y(t), 1]^T \quad (29)$$

$$Y^c = [Y1(t), Y2(t), Y3(t)] \\ = [K_{N1}(t), K_{N2}(t), K_{N3}(t)] \quad (30)$$

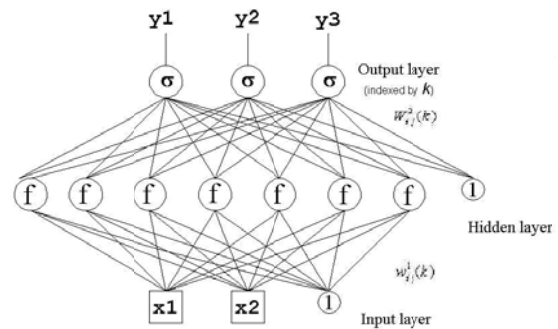
بنابراین داریم:

$$H_i^c(t) = \sum_{j=1}^3 w_{ij}^1(t) X_j^c(t) \quad (31)$$

$$YH^c(t) = [\tanh(H_i^c(t)); 1] \quad (32)$$

$$Y_i^c(t) = \sum_{j=1}^{n+1} W_{ij}^2(t) YH_j^c(t) \quad (33)$$

به ترتیب $H_i^c(t)$ ، $YH^c(t)$ ، $Y_i^c(t)$ و $w_{ij}^1(k)$ و $W_{ij}^2(t)$ به ترتیب حاصل جمع ورودی‌های نرون آم لایه میانی، خروجی لایه نهان، i امین خروجی، وزن بین نرون i ام ورودی و نرون i ام لایه میانی و وزن بین نرون i ام لایه میانی و نرون i ام خروجی شبکه عصبی می‌باشند.



شکل (۹): ساختار شبکه عصبی NNC

بنابراین با توجه به روابط (۲۹) تا (۳۳) برای محاسبه تخمین ژاکوبین

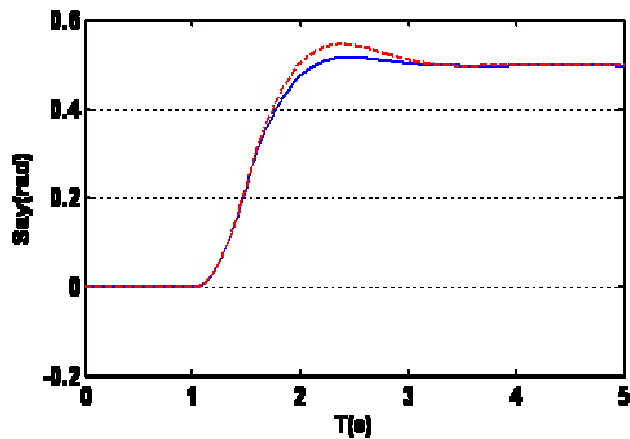
$$\frac{\partial K(t-1)}{\partial w_{ij}^1(t-1)} \text{ خواهیم داشت:}$$

$$\frac{\partial K_{N1}(t-1)}{\partial w_{ij}^1(t-1)} = W_{1i}^2(t-1) [1 - (\tanh(H_i^c(t-1)))^2] X_j^c \quad (34)$$

$$\frac{\partial K_{N2}(t-1)}{\partial w_{ij}^1(t-1)} = W_{2i}^2(t-1) [1 - (\tanh(H_i^c(t-1)))^2] X_j^c \quad (35)$$

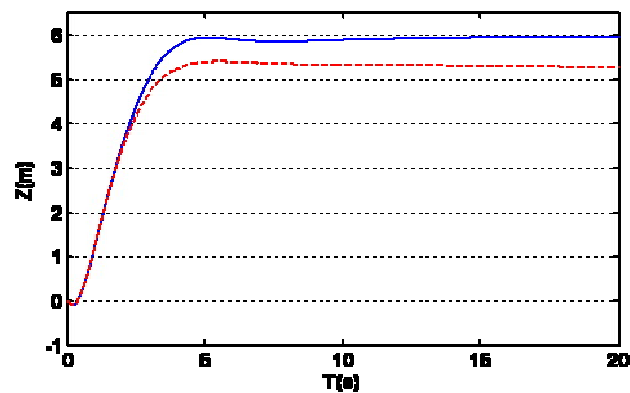
$$\frac{\partial K_{N3}(t-1)}{\partial w_{ij}^1(t-1)} = W_{3i}^2(t-1) [1 - (\tanh(H_i^c(t-1)))^2] X_j^c \quad (36)$$

$$\frac{\partial K_{N1}(t-1)}{\partial W_{ij}^2(t-1)} = \begin{cases} YH_j^c(t-1) & , i = 1 \\ 0 & , i \neq 1 \end{cases} \quad (37)$$

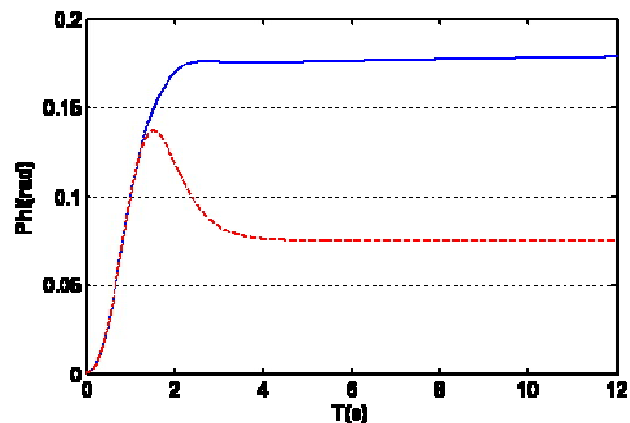


(c). پاسخ کانال سمت: فرمان ۰/۵ رادیان

شکل (۱۰): مقایسه عملکرد کنترل کننده‌های PID و PID تنظیم شونده برای سه کانال عمق، چرخش و سمت (PID تنظیم شونده: خط - PID: خط تیره)

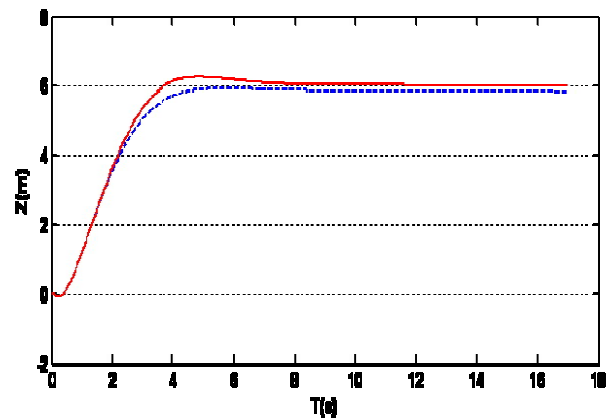


(a). پاسخ کانال عمق: فرمان ۶ متر، با وجود اغتشاش

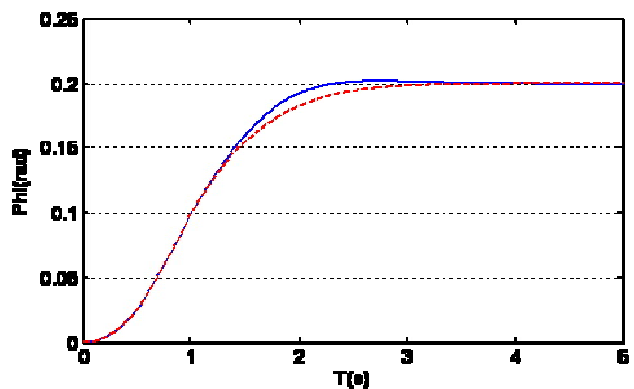


(b). پاسخ کانال چرخش: فرمان ۰/۲ رادیان، با وجود اغتشاش

کننده‌ها به عنوان اغتشاش خارجی به سیستم اعمال شد. اغتشاش خارجی، بعد از ثانیه اول به صورت تحریک پله در نظر گرفته شده است. شکل (۱۱) پاسخ سیستم با کنترل کننده‌های مورد بحث را مقایسه کرده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در حضور اغتشاش خارجی مفروض، پاسخ سیستم با کنترل کننده PID کلاسیک برای سه کانال، دارای خطای حالت ماندگار قابل ملاحظه‌ای است و عملکرد کنترل کننده PID تنظیم شونده مناسب‌تر از کنترل کننده PID کلاسیک است.

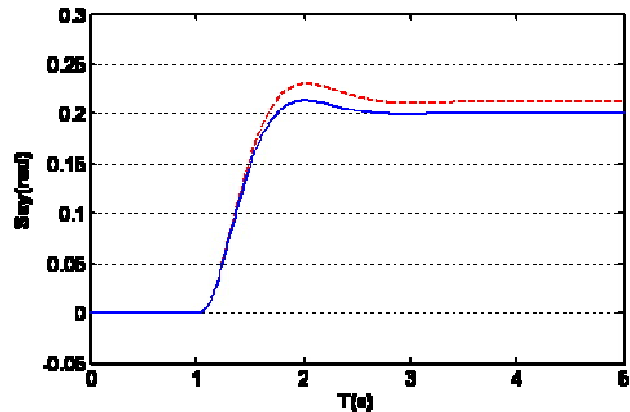


(a). پاسخ کانال عمق: فرمان ۶ متر



(b). پاسخ کانال چرخش: فرمان ۰/۲ رادیان

- [3] T.K., Ha, E.H., Binugroho, Y.B., Seo and J.W., Choi, "Sliding Mode Control for Autonomous Underwater Vehicle under Open Control Platform environment," IEEE SICE 2008, pp. 1345–1350, 2008.
- [4] L., Lapierre and B., Jouvencel, "Robust Nonlinear Path-Following Control of an AUV," IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol. 33, No. 2, pp. 89–102, 2008.
- [5] P.W.J. Ven., C., Flanagan, and D., Toal, "Neural network control of underwater vehicles," Engineering Application of Artificial Intelligence, Vol. 18, PP. 533–547, 2005.
- [6] L., Ye, P., Yong, W., Lei and T., Xu, "A fuzzy motion control of AUV based on aperty intelligence," IEEE CCDC 2009, pp. 1316–1321, 2009.
- [7] O., Hassanein, S.G., Anavatti and T., Ray, "Fuzzy modeling and control for Autonomous Underwater Vehicle," IEEE ICARA 2011, pp. 169–174, 2011.
- [8] J.H. Li, and P.M. Lee, "A Neural Network Adaptive Controller Design for Free Pitch Angle Diving Behavior of an Autonomous Underwater Vehicle," Robotics and Autonomous Systems, Vol. 52, pp. 132–147, 2005.
- [9] J.H., Li and P.M. Lee "Design of an Adaptive Nonlinear Controller for Depth Control of an Autonomous Underwater Vehicle," Ocean Engineering, Vol. 32, pp. 2165–2181, 2005.
- [10] D., Wang and J. Huang, "Adaptive Neural Network Control for a Class of Uncertain Nonlinear Systems in Pure Feedback Form," Automatica, Vol. 38, pp. 1365–1372, 2002.
- [11] J. Yuh, "A Neural Net Controller for Underwater Robotic Vehicles," IEEE Journal Oceanic Engineering, Vol. 15, No. 3, pp. 161–166, 1990.
- [12] J. Yuh, "Learning Control for Underwater Robotic Vehicles," IEEE Control System Magazine, Vol. 4, No. 2, pp. 39–46, 1994.
- [13] V.C. Chen, Learning Control with Neural Networks, Ph.D. dissertation, Dept. Electrical Engineering and Applied Physics, Case Western Reserve Univ.
- [14] A., Psaltis, A. Sideris, and A. Yamamura, "A Multilayered Neural Network Controller," IEEE Contr. Mag., pp. 17–21, 1988.
- [15] K.P., Venugopal, R. Sudhakar, and A.S. Pandya, "On-Line Learning Control of Autonomous Underwater Vehicles Using Feedforward Neural Networks," IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol. 17, No. 4, pp. 308–319, 1992.
- [16] J.H. Li, P.M., Lee and S.J., Lee, "Motion Control of an AUV Using a Neural Network Adaptive Controller," IEEE Proc. Of Inter. Symp. Of Underwater Tech., pp. 217–221, 2002.
- [17] J.H., Li, P.M., Lee and B.H., Jun, "A Neural Network Adaptive Controller for Autonomous Diving Control of an Autonomous Underwater Vehicle," International Journal of Control, Automation, and Systems, Vol. 2, No. 3, pp. 374–383, 2004.
- [18] S. Jagannathan, and G. Galan, "One Layer Neural Network Controller with Preprocessed Inputs for Autonomous Underwater Vehicles," IEEE Trans. on Vehicular Technology, Vol. 52, pp. 1342–1355, 2003.
- [19] D. Marco, and A. Healey, "Current Developments in Underwater Vehicle Control and Navigation: the NPS ARIES AUV," Oceans, Vol. 2, pp. 1011–1016, 2000.
- [20] J. Lorentz, and J. Yuh, "A Survey and Experimental Study of Neural Network AUV Control" IEEE AUV, Monterey, CA, 1996.



(c). پاسخ کانال سمت: فرمان 0.2 رادیان، با وجود اغتشاش
 شکل (۱۱): مقایسه عملکرد کنترل کننده‌های PID و PID تنظیم شونده با وجود اغتشاش برای سه کانال عمق، چرخش و سمت
 (PID تنظیم شونده: خط - PID: خط تیره)

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله سیستم کنترلی هوشمندی برای یک جسم زیر آب با تراست ثابت در اثر احتراق سوخت است که هدایت و کنترل مسیر آن توسط ۴ بالک عقب وسیله انجام می‌شود، پیشنهاد شده است. در این تکنیک ضرایب کنترل کننده PID توسط یک شبکه عصبی (NNC) با قانون انتشار رو به عقب و با در نظر گرفتن خطای سیستم، تنظیم می‌شود.

برای به روز کردن ضرایب NNC نیاز به دانستن ژاکوبین سیستم است که برای تخمین آن از یک شبکه عصبی دیگر (NNM) استفاده شده که رفتار سیستم را مدل می‌کند. نهایتاً عملکرد روش پیشنهادی با کنترل کننده PID سنتی مقایسه شده و در کل می‌توان گفت که با استفاده از کنترل کننده PID خود تنظیم، زمان نشست پاسخ در کلیه کانال‌ها کمتر شد. همچنین از لحاظ خطای ماندگار خصوصاً برای کانال عمق، کنترل کننده PID تنظیم شونده بسیار بهتر از کنترل کننده PID با ضرایب ثابت عمل می‌کند. کنترل کننده PID کلاسیک توانایی خوبی در حذف اغتشاش ندارد که در این زمینه هم کنترل کننده PID تنظیم شونده نسبت به آن برتری دارد.

مراجع

- [1] M., Carreras, J. Yuh, J. Battle and P., Ridao, "A Behavior-Based Scheme Using Reinforcement Learning for Autonomous Underwater Vehicles," IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol. 30, No. 2, pp. 416–427, 2005.
- [2] J., Shi, "Design of Sliding Mode Autopilot with Steady-State Error Elimination for Autonomous Underwater Vehicles," IEEE TENCON 2006, pp. 1–4, 2006.