شناسایی مدل سرعت با هدف کاربرد در ناوبری یک رونده زیرسطحی خودگردان به کمک شبکه عصبی NARX

نعمت اله طالبی'، سید محمد مهدی دهقان'، محمدتقی ثابت''*

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی مالک اشتر-مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر، <u>neamat.t.ch@gmail.com</u> ۲ دانشیار، دانشگاه صنعتی مالک اشتر-مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر، <u>smmd@mut.ac.ir</u> ۳* استادیار، دانشگاه صنعتی مالک اشتر- پژوهشکده علوم و فناوری شمال، <u>sabet_mt@mut.ac.ir</u>

اطلاعات مقاله	چکیدہ
ناریخچه مقاله:	 یکی از چالشهای ناوبری شناورهای زیرسطحی خودگردان اندازهگیری سرعت حرکت آنهاست. روش
تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۰۲/۰۹	معمول برای اندازهگیری سرعت زیرسطحیها استفاده از حسگر سرعت داپلری است اما استفاده از این
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۴/۰۷	حسگر به دلیل قرارگیری در رده حسگرهای گرانقیمت و همچنین افزایش زمان و حتی عدم دادهبرداری
کلمات کلیدی:	به علت عمق زیاد و یا تغییر ناگهانی عمق در برخی موارد امکانپذیر نیست. هدف این مقاله، ارائه روش
رونده زيرسطحي خودگردان	ارزانقیمت و اقتصادی شناسایی سرعت مبتنی بر شبکه عصبی خودرگرسیون برونی غیرخطی با کمترین
ناوبری به کمک مدل	تعداد ورودی شبکه عصبی در حرکت دوبعدی شناور میباشد. در الگوریتم پیشنهادی، با حذف ورودیهای
شناسایی مدل سرعت	شبکه عصبی بدست آمده از خروجی حسگرهای ارزانقیمت، خطای اندازهگیری حسگرها از فرایند
شبکههای عصبی NARX و MLP	شناسایی حذف شده و دقت خروجی مدل سرعت بدست آمده بهبود مییابد. در بخش نتایج عملکرد
روشهای شناسایی پارامتر LS و RLS	مناسب الگوریتم پیشنهادی، در مقایسه با خروجی حسگر سرعت داپلری بررسی می شود. همچنین نتایج
	بدست آمده از روش شناسایی مدل دینامیکی به کمک الگوریتمهای شناسایی حداقل مربعات و حداقل
	مربعات بازگشتی، مزیت و کارایی این روش را در شناسایی سرعت حرکت رونده زیرسطحی، تایید میکند.

Velocity Model Identification For An AUV Navigation With Using NARX Neural Network Method

Neamatollah Talebi¹, Seyyed Mohammad Mehdi Dehghan², Mahmmad Taghi Sabet^{3*}

¹ Faculty of Electrical and Computer Engineering; Malek-ashtar University of Technology Iran, <u>neamat.t.ch@gmail.com</u>
 ² Faculty of Electrical and Computer Engineering, Malek-ashtar University of Technology Iran, <u>smmd@mut.ac.ir</u>
 ³ Northern Research Center for Science and Technology, Malek-ashtar University of Technology Iran, <u>sabet_mt@mut.ac.ir</u>

ARTICLE INFO

Article History: Received: 29 Apr 2023 Accepted: 28 Jun 2023

Keywords: Autonomous Underwater Vehicles Model aided navigation Velocity model Identification NARX, MLP neural network LS, RLS identification model

ABSTRACT

One of the challenges of the autonomous underwater vehicles (AUV) navigation is measuring their velocity. The usual method for measuring the velocity of AUV is to use a Doppler Velocity Logger (DVL), but it is not possible to use this sensor due to its placement in the category of expensive sensors, as well as the increase in time and even the lack of data collection due to high depth or sudden changes in depth in some cases. The aim of this research is to provide a cheap and economical method of speed identification based on an autoregressive exogenous (NARX) neural network with the least number of neural network inputs in 2-D floating motion. In the proposed algorithm, by removing the inputs of the neural network obtained from the output of low-cost sensors, the measurement error of the sensors is removed from the identification process and the accuracy of the velocity model output is improved. The proper performance of the proposed algorithm, compared to the output of the DVL and also the output obtained from the differential model identification method with the help of Least Square (LS) and Recursive Least Square (RLS) algorithms, confirms the advantage and efficiency of this method in identifying the velocity of AUV.

۱ – مقدمه

رونده زیرسطحی خودگردان^۱ ابزاری مقرون به صرفه و اقتصادی بوده که به منظور جستجو، تحقیق، شناسایی و نجات در کف دریا مناسب است. در مقایسه با روندههای زمینی، روندههای زیرسطحی باید محیطهای پیچیده زیر آب را تحمل کرده و عوامل مختلفی مانند جریان، فشار آب و توپوگرافی زیر سطح آب را در نظر بگیرند. انطباق با یک محیط پیچیده و یافتن یک روش مناسب سامانههای ناوبری زیر سطح بر اساس ناوبری اینرسی^۲، ناوبری صوتی، سرعتسنجها، سامانههای موقعیتیاب جهانی^۳، سونار، شیبسنجها، حسیگرهای فشار و عمق، قطبنمای مغناطیسی، سامانههای صوتی مانند خط مبنا بلند^۴، خط مبنا کوتاه^۵ و خط مبنا خیلی کوتاه⁹ خواهند بود. اما با این وجود هیچ یک از این مبنا خیلی کوتاه¹ خواهند بود. اما با این وجود هیچ یک از این مینود [۲].

معمولا در طراحی سامانههای ناوبری روندههای خودگردان از ناوبری اینرسی به عنوان ناوبری پایه استفاده می گردد. ایـن نـوع فیلتر نشده حسگر و اثرات بایاس جبران نشده و در نتیجـه رانـش در خروجی، نیاز به ناوبری پشتیبان برای ارائه نتیجهای با قابلیت اطمینان بالا دارد. به طـور معمـول از ناوبری رادیـویی بـه عنـوان کمک ناوبری استفاده می گردد. ولی کاربرد این نوع ناوبری در زیـر سطح آب به دلیل عـدم انتشـار سـیگنال رادیـویی در زیـر سطح منسوخ می گردد [۶]. همچنین اندازه گیری سرعت عامل تعیین کننده در محدود کردن رانش خطای سامانه ناوبری اینرسی است. مشال حسـگرهای اندازه گیری سرعت در زیر سطح بـه عنـوان مشال حسـگرهای سرعت داپلـری^۷ بـه دلیـل قرار گیـری در رده مشال حسـگرهای سرعت داپلـری بـه دلیـل قرار گیـری در رده محدوده قیمتی سامانه ناوبری پشتیبان، قابل کـاربرد در مجموعـه حسـگرهای سـامانه ناوبری پشتیبان، قابل کـاربرد در مجموعـه حسـگرهای سـامانه ناوبری پشتیبان، قابل کـاربرد در مجموعـه محدوده قیمتی سامانه ناوبری یک رونـده زیرسطحی ارزان قیمت نیستند.

توسعه سامانه های کمک ناوبری مستلزم داشتن ویژگی هایی از قبیل هزینه کم، وزن پایین، فشردگی^۸ یا حجم کوچک، کارایی بالا، عدم پیچیدگی محاسبات، افزایش دقت، تطبیق پذیری^۹ و استحکام^{۱۰} در شرایط عملیاتی گوناگون است. همچنین به دلیل اقتصادی بودن زیرسطحی مورد نظر، هدف اصلی این سامانه ناوبری، توسعه ابزارهای کمکی اقتصادی در بهبود عملکرد و پایداری سامانه ناوبری پشتیبان است.

برای رسیدن به خواستههای فوقالذکر روش معمولی که در سالهای اخیر به عنوان کمک ناوبری زیرسطحی مورد توجه قرار گرفته است استفاده از مدل دینامیکی رونده زیرسطحی است [۷-

۸]. دینامیک رونده، دارای اطلاعات منحصربهفردی است که قادر است اطلاعات موقعیت، سرعت و وضعیت را در اختیار قرار دهد و امکان جبران خطای سامانه اینرسی را فراهم کند. در ایـن روش از اطلاعات حرکتی وسیله یا همان مـدل حرکت دینامیکی سامانه استفاده می گردد؛ بنابراین به تجهیزات و حسـگرهای اضافی نیاز نیست و یک راهحل کم هزینه و با مصرف انـرژی بسیار پایین و معتبر در مناطق ناشناخته عملیاتی است. در واقع در ایـن طـرح از روش ناوبری کور^{(۱}، برای کمک ناوبری استفاده می گردد.

در ناوبری به کمک مدل دینامیکی به جای اینکه صرفا به اندازه گیری های اینرسی برای انتشار تخمین حالت سیستم اعتماد شود، اطلاعات در مورد دینامیک رونده نیز در فیلتر گنجانده شده است. مدل دینامیکی رونده به صورت ریاضی توضیح میدهد که چگونه ورودی های کنترلی و نیرو و گشتاورهای داخلی و محیطی، به سرعت های خطی و زاویه ای تبدیل می شوند.

در مرجع [۹]، از مدل دینامیک سه درجه آزادی چرخشی رونده هوشمند زیرسطحی برای بهبود عملکرد ناوبری استفاده شده است. اطلاعات استخراج شده از مدل دینامیکی چرخشی و خروجی ژيروسكوپها، در يک فيلتر كالمن ثانويه ادغام مىشوند. بنابراين، قبل از تلفیق با حسگرهای کمکی در فیلتر اصلی کالمن، خروجی ژيروسكوپها با مدل حركت چرخشي بهبود يافته است. روش کمک ناوبری استفاده از دینامیک رونده برای افزایش دقت اندازه گیری موقعیت، سرعت و برآورد خطای وضعیت در سامانههای ناوبری اینرسی با قیمت کم، با کاربرد در رونده هوشمند زیرسطحی در مرجع [۱۰]، ارائه شده است. در مرجع [۱۱]، از یک رویت گر با بهره بالا بر اساس مدل دینامیک رونده برای تخمین سرعت جریان سه بعدی آب استفاده شده است. سرعت جریان آب با محاسبه اختلاف بین سرعت رونده که با استفاده از سامانه ناوبری اینرسی و حسگر داپلری بدست آمده و سرعت رونده تخمین زده شده توسط رویتگر مبتنی بر مدل بدست آمده است. در مرجع [۱۲]، یک الگوریتم شناسایی سامانه برای تعیین پارامترهای خطی و غیرخطی یک مدل ریاضی پیشبینی پاسخ حرکت رونده هوشمند زیرسطحی، با استفاده از روش بهینهسازی حداقل مربعات بازگشتی ارائه میدهد. هدف اصلی این مدل، که به حرکت پروانه، اندازه گیری ژیروسکوپ و پارامترهای نمایانگر ویژگی هیدرودینامیک، هیدرواستاتیک و جرم رونده وابسته است، محاسبه سرعتهای خطی رونده در سه بعد است. در مرجع [۱۳]، از ادغام مشاهدات حسگرهای ADCP و IMU و همچنین مدل دینامیک رونده برای تخمین جریان آب و بهبود ناوبری زیرسطح استفاده شده است. از مدل رونده برای تخمين جريان به هنگام قطع DVL استفاده شده است. والريانو و همکارانش[۱۴]، مـدل دینـامیکی یـک رونـده زیرسـطحی بـا نـام

HRC-AUV را با استفاده از حسگرهای ارزان قیمت استخراج کردند. مدل شناسایی شده با استفاده از نتایج تجربی بررسی شده و نمونه سادهسازی شده از مدل برای کنترل بدنه زیرسطحی خودگردان استفاده شده است. مارتین و همکارانش [۱۵]، پارامترهای هیدرودینامیکی موجود در مدل شش درجه آزادی یک رونده زیرسطحی را با استفاده از دادههای تجربی تستهای حلقه باز رونده، تخمین زدند. روشهای تخمین پارامتر استفاده شده، روش حداقل مربعـات معمـولی^{۱۲} و روش حـداقل مربعـات کلـی^{۱۳} هستند. سو و همکارانش [۱۶]، یک روش شناسایی برای مدلسازی دینامیکی یک زیرسطحی خودگردان شبه اژدر ارائه نمودند. برای استخراج نیروهای هیدرودینامیک و محاسبهی نیروهای بالکها و پیشرانش از روش تست تجربی مکانیزم حرکت صفحه عمودی^{۱۴} و کانال آب چرخشی^{۱۵} استفاده شده است. پتریچ و همکارانش [۱۷]، یک مدل دینامیکی مرتبه چهار برای مدلسازی دینامیک محور پیچ ارائه نمودند. از مدل دینامیکی طراحی شده برای کنترل زاویه پیچ و عمق استفاده کردند. برای طراحی کنترلر پایدار و مقاوم ضرایب هیدرودینامیکی موجود در مدل خطی با استفاده از دادههای تجربی شناسایی شدند. توبرت و همکاران [۱۸]، یک مدل دقیق از زیرسطحی Cwolf برای طراحی یک سامانه اتوپایلوت مقاوم و پایدار استخراج نمودند. با تقریب هندسه بدنه و بهینهسازی پارامترهای میرایی، نیروهای کوریولیس و گریز از مرکز، جرم افزوده^{۱۶}، جاذبه و بویانسی در تست حلقه باز بدنه تخمین زده شدند. فنگ و همکارانش[۱۹]، معادلات غیرخطی و کوپل شده دینامیک حرکت یک زیرسطحی خودگردان را در صفحه عمودى استخراج نمودند. پارامترهاى هيدروديناميكي مـدل ریاضیی در این صفحه توسط روش LS-SVM و دادههای شبیهسازی مربوط به صفحه عمودی تخمین زده شدند. پارامترهای تخمین زده شده با ضرایب استاندارد مشخص، ارزیابی شدند. در مرجع [۲۰]، یک سامانه ناوبری اینرسی با کمک مدل برای زیرسطحی خودگردان Remus100 بر اساس یک مدل دینامیکی غیرخطی شش درجه آزادی طراحی شده است. سیستم ناوبری اجرا شده از دانش دقیق دینامیک رونده از طریق یک مدل ریاضی که به صورت تجربی تایید شده است بهره گرفته و سرعت نسبی شناور را با نیروها و گشتاورهای اعمال شده بر زیرسطحی مرتبط مي كند.

تمامی تحقیقات فوق از حسگرهای گرانقیمت کمکی و یا مدل پیچیده دیفرانسیلی برای کمک ناوبری استفاده میکنند. روش مدلسازی دیفرانسیلی شناور مستلزم شناسایی دقیق پارامترهای تاثیرگذار در حرکت وسیله شامل اثرات محیطی و داخلی سامانه بوده و پیچیدگی محاسبات دیفرانسیلی را به دنبال دارد که گاها بدست آوردن این مدل را غیرممکن میکند. در منابع گذشته

علاوه بر روش فوق در ناوبری به کمک مدل، روش مبتنی بر مدل با بهره گیری از آموزش یک مدل شبکه عصبی برای تخمین مستقیم خروجی نیز یافت میشود [۶]. استخراج مدل به کمک شبکه عصبی بسیاری از ایرادات و پیچیدگیهای مدل دیفرانسیلی را مرتفع می کند. در این روش نیاز به شناسایی و اختصاص ضرایب گوناکون برای هر المان تاثیرگذار بر حرکت نیست و به تبع آن پیچیدگیهای محاسباتی معادلات دیفرانسیل با پارامترهای ناشناخته از بین می ود. به همین دلیل می توان اظهار کرد پاسخ این روش در مقابل تغییرات وزن و حجم رونده زیرسطحی بسیار منعطف تر و ساده تر از روش سنتی دیفرانسیلی است.

هـدف مـا از ایـن تحقیـق، بهره گیـری از مزیتهای روش مدلسازی به کمک شبکه عصبی با کمترین تعـداد ورودیهای آموزش و تست شبکه، جهـت بهبـود خروجـی نـاوبری در دو بعـد است. این روش را میتوان بدلیل اضافه نشدن حسگرهای فیزیکی دیگر و از طرفی حذف حسگرهای پرهزینـه و حجـیم و همچنـین سادگی محاسباتی، در زیرسطحیهای کوچـک مـورد بهرهبـرداری قرار داد. همچنین بدلیل نبود ارتبـاط با محـیط خـارجی و عـدم اختلالپذیری، آنرا میتوان در عملیاتهای نظـامی با کاربردهای مخفی بکار برد.

ادامه این مقاله به شرح زیر نگارش شده است. در بخش دوم به اختصار مشخصات رونده زیرسطحی موردنظر ارائه شده است که مشخصات عملیاتی و ناوبری سامانه را شامل می شود. مدلسازی دینامیکی رونده زیرسطحی و همچنین ضرایب مدل حرکت، در بخش سوم ارائه شده است. در بخش چهارم شناسایی پارامترهای هیدرودینامیکی سامانه و جزئیات شناسایی به کمک مدل هوشمند شبکه عصبی ارائه شده است. بخش پنجم نتایج آزمونهای ثبت شده را ارائه می کند و در نهایت نتیجه گیری و بحث در مورد نتایج در بخش ششم ارائه می شود.

۲- رونده زیرسطحی مورد تحقیق

این تحقیق بر روی پلتفرم رونده زیرسطحی Remus100 انجام گرفته است [۲۱]. این رونده زیرسطحی که در موسسه اقیانوسشناسی Woods Hole توسعه یافته، یک پلت فرم کوچک و کم هزینه است که در طیف وسیعی از کاربریهای اقیانوسشناسی به کار رفته است. در این بخش به اختصار مشخصات رونده زیرسطحی مدنظر مورد بررسی قرار گرفته است.

۲-۱- رونده زیرسطحی Remus100

رونده زیرسطحی Remus100، قادر است تا عمق عملیاتی صد متر و با حداکثر سرعت ۳ متربرثانیه حرکت کند. بدلیل هندسه متقارن، این رونده ذاتا در غلت^{۱۷} پایدار بوده و به طور معمول

شناوری آن مثبت است [۲۰]. مشخصات هندسی و اینرسی آن در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱ – مشخصات هندسی و اینرسی رونده زیرسطحی Remus100

مقادير	پارامتر			
٣٠/۵	وزن[kg]			
١/٣٨٧	طول[m]			
٠/١٩١	شعاع[m]			
•/ \ YY	گشتاور اینرسی X (kg.m ²](
٣/۴۵	گشتاور اینرسی Y (kg.m ²](I _{yy})			
٣/۴۵	گشتاور اینرسی Z (kg.m ²][
[-191./۶]	فاصله مرکز جرم و شناوری[mm]			
$\Lambda/\Delta Y$	میانگین اسپن سطوح کنترلی [cm]			
٧/۴٧	میانگین کورد سطوح کنترلی [cm]			
• /۶۳٨	موقعیت قرارگیری سطوح کنترلی نسبت به مرکز جرم [m]			



شکل ۱- رونده زیرسطحی Remus100.

۲-۲- ورودی های کنترلی و کنترل کننده

ورودیهای کنترلی رونده زیرسطحی Remus100 شامل یک پروانه با حداکثر ۱۵۰۰ دور در دقیقه و همچنین چهار بالک کنترلی صلیبی شکل در قسمت انتهایی بدنه میباشد. این بالکها قادرند با حداکثر انحراف ۱۳ درجهای کنترل زاویه سمت، زاویه پیچ و عمق را انجام دهند.

سامانه رانش این رونـده شـامل پروانـه، موتـور و بـاتری الکتریکـی است. بالکهای سکان^{۱۸} و بالابر^{۱۹} به زیرسطحی به ترتیـب امکـان ایجاد حرکت سمت^{۲۰} و فراز^{۲۱} را میدهد.

برای کنترل رونده زیرسطحی و ایجاد مانورهای حرکتی مختلف از کنترل کننده PD برای کنترل عمق و سمت استفاده می گردد. با فرمان زوایای فراز و سمت کنترل زوایای بالکهای افقی و عمودی صورت می پذیرد. همچنین از تعداد دور پروانه شناور برای کنترل سرعت آن استفاده می گردد.

۳– مدلسازی دینامیکی سامانه

در این بخش به صورت اجمالی به مدلسازی دینامیکی رونده زیرسطحی Remus100 پرداخته شده است. ابتدا مدل دینامیکی

شش درجه آزادی رونده موردنظر مـورد بررسـی قـرار گرفتـه و در ادامه مدل ساده شده سه درجه آزادی ارائه میگردد.

۱–۳– معادلات دینامیکی شش درجه آزادی حاکم بر سامانه در این پژوهش فرضیاتی برای تشکیل مدل دینامیکی رونده زیرسطحی با استفاده از معادلات نیوتن اویلر در نظر گرفته شده است:

۱. جرم رونده زیرسطحی ثابت است.

۲. مرکز شناوری به عنوان مبدا مختصات بدنه انتخاب میشود. ۳. تأثیر نیروهای خارجی (بـاد و امـواج) نادیـده گرفتـه میشـود و جهت و سرعت جریان آب به صورت ثابت فرض میشود.

در اینجا برای توصیف حرکت رونده، مختصاتهای اینرسی، ناوبری و بدنه رونده زیرسطحی مورد استفاده قرار گرفته است که به ترتیب با اندیسهای n ،i و d نشان داده میشوند (شکل۲). برای توضیحات بیشتر در مورد دستگاههای مختصات به [۲۲] مراجعه شود.

برای توصیف حرکت یک رونده زیرسطحی در فضا، به شش مختصه مستقل نیاز است تا موقعیت و وضعیت آن بیان گردد. سه مختصه اول و مشتق زمانی آنها مربوط به موقعیت و جابجایی حرکتی در راستای محور X-y-z بوده، درحالیکه سه مختصه دیگر و مشتق زمانی آنها برای توصیف جهت و حرکت چرخشی حول این محورها استفاده میشود که به ترتیب با نامهای سرج^{۲۲}, سوای^{۲۲}، هیو^{۲۴} و غلت، فراز و سمت مطابق شکل ۲ تعریف می شوند [۲۳].

بر اساس نمادگذاری انجمن معماران و مهندسین دریایی^{۲۵} برای نمایش مقادیر موجود در معادلات از اسامی مطرح شده در بردارهای موجود در رابطه (۱) استفاده شده است.

$$\eta_1 = \begin{bmatrix} x & y & z \end{bmatrix}^T \qquad \eta_2 = \begin{bmatrix} \varphi & \theta & \psi \end{bmatrix}^T$$
$$V_1 = \begin{bmatrix} u & v & w \end{bmatrix}^T \qquad V_2 = \begin{bmatrix} p & q & r \end{bmatrix}^T \qquad (1)$$
$$\tau_1 = \begin{bmatrix} x & y & z \end{bmatrix}^T \qquad \tau_2 = \begin{bmatrix} K & M & N \end{bmatrix}^T$$

که در آن η موقعیت و وضعیت وسیله را نسبت به دستگاه مرجع اینرسی یا ثابت شده به زمین مشخص میکند، V سرعت انتقالی و دورانی وسیله با توجه به دستگاه مرجع بدنی و τ نیروها و گشتاورهای کل عملکننده بر روی وسیله با توجه به دستگاه مرجع بدنی میباشند.

1-1-۳- سینماتیک حرکت

ماتریس دوران از دستگاه بدنی به دستگاه ناوبری، از دوران سـامانه حول سه محور z-y-x، به صورت رابطه (۲) قابل استخراج است.





شکل ۲- مولفههای حرکتی رونده زیرسطحی در دستگاه بدنی و ناوبری

سرعت رونده در دستگاه بدنی، نسبت به دستگاه ناوبری تعریف می شود. بردار سرعت خطی در دستگاه بدنی به صورت $\mathcal{V}^b_{b/n}$ قابل می شود. بردار سرعت خطی در دستگاه بدنی به صورت راندیس بالا بیانگر تعریف سرعت در دستگاه بدنی بوده و اندیس پایین به این مفهوم است که اندازه سرعت بدنه نسبت به دستگاه MED محاسبه شده است). بنابراین سرعت در دستگاه MED به صورت رابطه (۳) قابل محاسبه است.

$$\dot{p}_{b/n}^{n} = C_{b}^{n}(\Theta_{nb})v_{b/n}^{b}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = J_{1}(\eta_{2}) \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix}$$

$$(\ref{eq:started})$$

بـردار سـرعت زاويــهاى در دســتگاه بــدنى
$$\omega^b_{b/n} = [p,q,r]^T$$
 و
بردار نرخ زواياى اويلر، $\dot{\Theta}_{nb} = [\dot{\phi},\dot{ heta},\dot{\psi}]^T$ با استفاده از مــاتريس
انتقال $T_{ heta}(\Theta_{nb})$ به صورت رابطه (۴) با هم رابطه دارند [۲۳].

$$\begin{split} \dot{\Theta}_{nb} &= T_{\Theta}(\Theta_{nb})\omega_{b/n}^{b} \\ \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} &= J_{2}(\eta_{2}) \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \end{split} \tag{(f)}$$

ماتریس انتقال
$$T_{ artheta}(arOmega_{nb})$$
 به صورت رابطه (۵) نوشته میشود.

$$T_{\theta}(\theta_{nb}) = \begin{bmatrix} 1 & tan(\theta)sin(\phi) & tan(\theta)cos(\phi) \\ 0 & cos(\phi) & -sin(\phi) \\ 0 & sin(\phi)/cos(\theta) & cos(\phi)/cos(\theta) \end{bmatrix}$$
(۵)

به طور خرصه، منادر کا سینتانیدی مشش در بک ارادی بک ر برداری رابطه (۶) قابل بیان است.

$$\dot{\eta} = J_{\Theta}(\eta) v \tag{(2)}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{p}_{b/n}^{n} \\ \dot{\Theta}_{nb} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{b}^{n}(\Theta_{nb}) & 0_{3\times3} \\ 0_{3\times3} & T_{\theta}(\Theta_{nb}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{b/n}^{b} \\ \omega_{b/n}^{b} \end{bmatrix}$$

۲-۱-۲- نیرو و گشتاورهای دینامیکی

معادله تعادل نیرو از قانون دوم نیوتن در رابط (۷) ارائه شده است، که در آن \vec{F}_{ext} مجموع تمام نیروهای خارجی وارد بر سامانه است. به طور مشابه، معادل تعادل گشتاور با رابط (۸) ارائه می شود که در آن، $\vec{\tau}_{ext,b}$ مجموع تمام گشتاورهای خارجی است که بر شناور تاثیر گذار است [۲۴].

$$\vec{F}_{ext} = m_{sys}\bar{a}_{CM/n} \tag{Y}$$

$$\vec{\tau}_{ext,b} = \frac{{}^{n} \frac{d}{dt} ({}^{n}_{n} \vec{h}_{b,sys}) + {}^{n} \vec{v}_{b/n} \\ \times m_{sys} {}^{n} \vec{v}_{cm/n}$$
(A)

شنان دهنده شتاب مرکز جرم شناور نسبت به دستگاه $\bar{a}_{CM/n}$ نشان دهنده تکانه زاویهای مختصات اینرسی است. $\vec{n}\vec{h}_{b,sys}$ نشان دهنده تکانه زاویهای سامانه در نقطه b است و $n_{\vec{v}_{b/n}} n$ و $n_{\vec{v}_{cm/n}}$ به ترتیب سرعت های اینرسی نقاط b و CM هستند که نسبت به n در مختصات اینرسی اندازه گیری می شوند.

با حل معادلات قانون دوم نیوتن، بردار نیرو و گشتاور به صورت رابطه (۹) محاسبه میشود.

$$\begin{cases} x_{tr} \\ ext \\ ext \\ h_{ext} \\ f_{ext} \\ f_{ext} \\ \\ f_{ext} \\ f_{ext} \\ \\ f_{ext} \\ \\ f_{ext} \\ f_{ext} \\ f_{ext} \\ \\ f_{ext} \\ f_{ex$$

سمت چپ در رابطه (۹) نیروها و گشتاورهای خارجی وارد شونده بر سامانه هستند. نیروهای خارجی وارد بر زیرسطحی شامل موارد زیر میشوند[۲۵]: - نیروهای هیدرودینامیک شامل جرم افزوده و میرایی ویسکوزی و لیفت. - نیروهای هیدرواستاتیک. - نیروهای کنترلی ناشی از بالکهای کنترلی. - نیروهای پیشرانش ناشی از موتور و پروانه.

میں کی یرون و میشوردی کار بی وارد بر میں ب رابطه (۱۰) بیان می شود [۲۳].

$$\sum N_{ext} = N_{HS} + N_{v|v|}v|v| + N_{r|r|}r|r| + N_{\dot{v}}\dot{v} + N_{\dot{r}}\dot{r} + N_{ur}ur + N_{wp}wp + N_{pq}pq + N_{uv}uv; + N_{uu\delta_r}u^2\delta_r$$
(17)

در نهایت مدل فضای حالت سامانه با استفاده از معادلات شش درجه آزادی بدست آمده از روابط فوق با ۱۲ متغیر حالت به صورت رابطه (۱۸) و (۱۹) قابل ارائه است.

$$\begin{bmatrix} \dot{\nu} \\ \dot{\eta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M^{-1}(\tau - C(\nu)\nu - D(\nu)\nu - g(\eta)) \\ J_{\theta}(\eta)\nu \end{bmatrix}$$
(1A)

$$\begin{split} \begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \\ \dot{w} \\ \dot{p} \\ \dot{q} \\ \dot{r} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} m - X_u & 0 & 0 & 0 & mz_g & -my_g \\ 0 & m - Y_v & 0 & -mz_g & 0 & mx_g - Y_r \\ 0 & 0 & m - Z_w & my_g & -mx_g - Z_q & 0 \\ 0 & -mz_g & my_g & -ux_s - K_p & 0 & 0 \\ mz_g & 0 & -mz_g & my_g & l_{xx} - K_p & 0 & 0 \\ mz_g & 0 & -mx_g - M_w & 0 & l_{yy} - M_q & 0 \\ -my_g & mx_g - N_v & 0 & 0 & 0 & l_{zx} - N_r \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum X \\ \sum Y \\ \sum Z \\ \sum K \\ \sum M \\ \sum M \\ \sum N \end{bmatrix} \\ \dot{\phi} &= p + qsin\phi \tan \theta + rcos\phi \tan \theta \\ \dot{\theta} &= qcos\phi - rsin\phi \\ \dot{\psi} &= (qsin\phi + rcos\phi)/cos\theta \\ \dot{X} &= u_{c0} + ucos\psi cos\theta + v[cos\psi sin\theta sin\phi - sin\psi cos\phi] \\ &+ \omega[cos\psi sin\theta sin\phi + sin\psi sin\phi] \\ \dot{Y} &= v_{c0} + usin\psi cos\theta + v[sin\psi sin\theta sin\phi + cos\psi cos\phi] \\ \end{split}$$

 $+ \omega[\sin\psi\sin\theta\sin\phi - \cos\psi\sin\phi]$ $\dot{Z} = \omega_{c0} - u\sin\theta + v\cos\theta\sin\psi + \omega\cos\theta\sin\phi$

۲-۳- معادلات دینامیکی سه درجه آزادی

روندههای زیرسطحی معمولا بعد از حرکت به زیرسطح در یک مسیر افقی و بدون تغییر عمق حرکت میکنند که با توجه به این مسئله میتوان مرتبه معادلات را از شش درجه آزادی به سه درجه آزادی کاهش داد. استفاده از معادلات سه درجه آزادی سبب سادهسازی فرایند شناسایی و افزایش دقت روشهای شناسایی شده و همچنین کاهش تعداد ورودیهای روشهای شناسایی را به شده و همچنین کاهش تعداد ورودیهای روشهای شناسایی را به دنبال دارد. از آنجایی که حرکت افقی یک رونده زیرسطحی با مولفههای دنبال دارد. حرکت در سرج، سوای و سمت توصیف میشود، بردارهای حالت به صورت $[u \ v \ r] = v$ و $[w \ r \ r] = r$ انتخاب میشوند. این بدان معناست که دینامیک مربوط به حرکت در ارتفاع، غلت و فراز نادیده گرفته میشود، یعنی 0 = p = q = 0. سرکت عمومی وسیله در ســـــه درجه آزادی میتواند توسط بردارهای رابطه (۲۰) توصیف شود.

$$\eta_{1} = [x \quad y \quad 0]^{T} \qquad \eta_{2} = [0 \quad 0 \quad \psi]^{T}$$

$$V_{1} = [u \quad v \quad 0]^{T} \qquad V_{2} = [0 \quad 0 \quad r]^{T}$$
(Y ·)

$$\underbrace{\underbrace{M_{RB}\dot{v} + C_{RB}(v)v}_{rigid-body forces}}_{+\underbrace{M_{A}\dot{v} + C_{A}(v)v + D(v)v}_{hydrodynamic forces}} + \underbrace{g(\eta)_{hydrostatic forces}}_{+ydrostatic forces}$$
(1.)

رابطه فوق با سادهسازی به مدل رابطه (۱۱) تبدیل می شود.

$$M\dot{v} + C(v)v + D(v)v + g(\eta) = \tau \tag{11}$$

که در آن:

$$M = M_{RB} + M_A$$
 $M = M_{RB} + M_A$
 $M = C(v)$
 $M = C_{RB}(v) + C_A(v)$
 $M = C_{$

با حل معادلات فوق برای هر یک از موارد هیدرواستاتیک، میرایی هیدرودینامیکی، جرم اضافه شده، لیفت و گشتاور بدنه، لیفت و گشتاور بالک، نیرو محرکه و گشتاور پروانه مربوط به رونده زیرسطحی، مجموع نیروها و گشتاورهای اعمال شده به رونده در سه بعد می تواند به صورت روابط (۱۲) تا (۱۷) بیان شود.

$$\sum X_{ext} = X_{HS} + X_{u|u|}u|u| + X_{\dot{u}}\dot{u} + X_{wq}wq + X_{qq}qq + X_{ur}vr + X_{rr}rr \qquad (17) + X_{prop}$$

$$\sum Y_{ext} = Y_{HS} + Y_{v|v|}V|V| + Y_{r|r|}r|r| + Y_{\dot{v}}\dot{V} + Y_{r}\dot{r} + Y_{ur}ur + Y_{wp}wp + Y_{pq}pq + Y_{uv}uv + Y_{uu\delta_r}u^2\delta_r$$
(17)

$$\sum Z_{ext} = Z_{HS} + Z_{w|w|}w|w| + Z_{q|q|}q|q| + Z_{\dot{w}}\dot{w} + Z_{q}\dot{q} + Z_{uq}uq + Z_{vp}vp + Z_{rp}rp + Z_{uw}uw + Z_{uu\delta_s}u^2\delta_s$$
(14)

$$\sum K_{ext} = K_{HS} + K_{p|p|}p|p| + K_{\dot{p}}\dot{p} + K_{prop} \tag{10}$$

$$\sum M_{ext} = M_{HS} + M_{w|w|}w|w| + M_{q|q|}q|q| + M_{\dot{w}}\dot{W} + M_{\dot{q}}\dot{q} + M_{uq}uq + M_{vp}vp + M_{rp}rp + M_{uw}uw + M_{uu\delta_s}u^2\delta_s$$
(19)

برای حرکت افقی یک زیرسطحی، معادلات سینماتیکی حرکت از عبارت کلی شش درجـه آزادی بـه یـک چـرخش حـول محـور z کاهش مییابد:

$$J_{\theta}(\eta) \stackrel{3 DOF}{=} R(\psi) = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 0\\ \sin(\psi) & \cos(\psi) & 0\\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(71)

همچنین ماتریس انتقال (
$$\mathbf{T}_{\Theta}(\mathbf{\Theta}_{\mathrm{nb}})$$
 به صورت ماتریس (۲۲) ساده
میشود.

$$T_{\theta}(\Theta_{nb}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(17)

در نهایت معادلات سه درجه آزادی به صورت روابط (۲۳) تـا (۲۵) بدست میآید.

$$X = X_{u|u|}u|u| + (X_{vr} + m)vr + (X_{rr} + mx_g)r^2 + X_{prop}$$
(YY)

$$Y = Y_{v|v|}v|v| + Y_{r|r|}r|r| + my_g r^2$$

+ (Y_{ur} - m)ur + Y_{uv}uv (۲۴)
+ Y_{uu\delta_r}u² \delta_r

$$N = N_{v|v|}v|v| + N_{r|r|}r|r| + (N_{ur} - mx_g)ur - my_g(vr) + N_{uv}uv + N_{uu\delta_r}u^2\delta_r$$

$$(7\Delta)$$

معادلات فوق با صفر در نظر گرفتن w, p, q به صورت ایده آل بدست آمده است. در حالیک ه در حالت واقعی و تجربی در اثر کوپلینگ بعد سوم مقادیر فوق صفر نبوده و مقدار اندکی به صورت نویز به سامانه وارد می شوند. توجه به این موضوع سامانه را از حالت ایده آل به حالت واقعی سوق می دهد.



شکل ۳- مشخصههای جریان آب بر روی رونده زیرسطحی

*V*_c سرعت جریان آب، β_c جهت جریان و γ_c زاویه حمله میباشد. در حضور جریان آب، معادله نیرو و گشـتاورهای خـارجی وارد بـر رونده به صورت رابطه (۲۶) است:

$$M\dot{v_r} + C(v_r)v_r + D(v_r)v_r + g(\eta) = \tau \tag{(79)}$$

که
$$v_r$$
 سرعت نسبی آب است.

$$v_r = \begin{bmatrix} v^b - v_{current}^b \\ \omega_{b/n}^b \end{bmatrix}$$
(YY)

برای شبیهسازی جریانهای اقیانوسی در دو بعد و تأثیر آنها بر حرکت روندههای زیرسطحی، میتوان از مدل (۲۸) استفاده کرد.

$$v_{current} = \begin{bmatrix} u_c & v_c & 0 \end{bmatrix}$$

$$u_c = V_c \cos(\beta_c - \psi)$$

$$v_c = V_c \sin(\beta_c - \psi)$$

(7A)

اندازه سرعت جريان آب است: V_c

$$V_c = \sqrt{u_c^2 + v_c^2} \tag{(19)}$$

۴- طراحی سامانه کمکناوبری مبتنی بر مدل شبکه عصبی در ناوبری زیرسطحی، زمانیکه حسگرهای دقیق محاسبه سرعت مانند DVL در دسترس باشد، ناوبری شناور با دقت مطلوبی انجام می گیرد. در غیر این صورت می بایست سرعت شناور از طریق خروجی شتابسنج محاسبه شود. در استفاده از این روش، بدلیل ایجاد خطاهای انتگرالی جمعشونده دقت ناوبری به طور محسوسی کاهش می بابد. برای حل این مشکل، شناسایی مدل هوشمند سرعت^{۹۲} به کمک دادههای ورودی و خروجی سامانه، پیشنهاد شده است. در این روش دادههای عملی از طریق آزمایشهای گوناگون در محیط عملیاتی متفاوت و با مانورهای مختلف در دو بعد جمع آوری شده و یک روش شناسایی متغیر حالت با ورودیها و خروجیهای سامانه مدل می شود. شناسایی مدخ موش مند موشمند

پیچیدگیها و مشکلات ناشی از تعدد پارامترها را حل میکند و زمان ناوبری به کمک مدل را بهبود می خشد. آموزش شبکه عصبی به صورت برون خط در حضور حسگر سرعت داپلری صورت میگیرد. بعد از آموزش شبکه عصبی مدل هوشمند سرعت استخراج می شود. از این مدل سرعت در نبود حسگر اندازه گیر سرعت شناور استفاده می شود. در شکل ۴ نحوه ناوبری به کمک حسگر DVL و آموزش همزمان شبکه عصبی نمایش داده شده است.



شکل ۴- ناوبری رونده زیرسطحی توسط IMU و DVL و آموزش همزمان VIM

هدف استفاده از حسگر DVL، آموزش شبکه عصبی به صورت برون خط است. این حسگر در سامانه کمک ناوبری رونده زیرسطحی به صورت مستقیم استفاده نخواهد شد. ورودی های شبکه عصبی شامل حسگر IMU، زوایای بالک های کنترلی و دور پروانه یا موتور خواهند بود.

ورودیهای شبکه عصبی به هنگام آموزش و تست به دو قسمت تقسیم میشوند. ورودیهای کنترلی که در حرکت شناور تاثیرگذار بوده و از محرکهای حرکتی شناور حاصل میشوند و ورودیهای حسگری که از اندازه گیری خروجی متغیرهای سامانه بدست میآیند. در واقع ورودیهای حسگری، مکمل ورودیهای کنترلی بوده و متناسب با آن هستند. شکل ۵ نحوه آموزش و تست شبکه عصبی را نشان میدهد. در این تحقیق به دنبال کاهش تعداد ورودیهای شبکههای عصبی و حذف ورودیهای اندازه گیری شده توسط حسگرها خواهیم بود. اینکار سبب از بین رفتن خطای ورودیهای حسگری و سادهسازی الگوریتم شناسایی و در نتیجه افزایش دقت و کاهش زمان شناسایی میشود. از اینرو کارایی شبکه عصبی در دو حالت سه ورودی کنترلی و دوازده ورودی کنترلی و حسگری بررسی خواهد شد.



شکل ۵- آموزش مدل هوشمند سرعت و تست شبکه عصبی با ورودیهای کنترلی و حسگری

متغیرهای ورودی شناور متشکل از سه متغیر ورودی کنترلی شامل زوایای بالکهای کانال سمت و پیچ و نرخ چرخش پروانه و همچنین متغیرهای ورودی حسگری شامل شتاب خطی در امتداد سه محور، سرعت زاویهای حول سه محور و زوایای غلت، فراز و سمت هستند. همچنین متغیر خروجی موردنظر، سرعت خطی شناور در صفحه افقی (سرعت محوری و عرضی) است. بعد از آموزش شبکه عصبی به کمک حسگر JVL، مدل شبکه عصبی به عنوان حسگر مجازی جایگزین JVL خواهد شد. شکل ۶ کمک ناوبری توسط مدل سرعت هوشمند را نشان میدهد. پس از ساخت مدل سرعت توسط شبکه عصبی، حسگر سرعت داپلری از فرایند ناوبری حذف شده و مدل سرعت بدست آمده جایگزین آن میشود. با یکبار انتگرالگیری از سرعت خطی بدست آمده از IMV، موقعیت شناور بدست خواهد آمد. سایر مقادیر ناوبری از حسگر IMU استخراج میشود.



شکل ۶- ناوبری رونده زیرسطحی توسط IMU و VIM

۱-۴- شبکه عصبی خودر گرسیون برونی غیرخطی^{۲۷} مدل شبکه عصبی است مدل شبکه عصبی NARX یکی از نسخههای شبکه عصبی است که برای پیشرینی سریهای زمانی غیرخطی بسط یافته است. این مدل به صورت بازگشتی عمل نموده و از بازخورد پیشربینیهای صورت گرفته توسط خود حین آموزش استفاده می کند. علاوه بر

ایـن، تـاخیر زمـانی متغیرهـای ورودی و خروجـی و اثـر آنهـا بـر روندهای شبیهسازی را لحاظ میکنـد. اعمـال تـاخیر در دادههـای ورودی به مدل NARX اشاره به این دارد کـه متغیـری کـه قـرار است پیشبینی شود به چه تعداد از متغیرهای قبل از خود وابسته است. چون این روش بازگشتی بوده و اثرات پیشبینی را هم حین آموزش دخیل میکند، برای دادههای خروجی نیـز تـاخیر در نظـر گرفته میشود. به بیان ریاضی، در ایـن مـدل مقـادیر پیشبینی متغیرها، به n_x تعـداد متغیرهای مسـتقل و n تعـداد متغیرهای وابسته بستگی دارد n_x و n_x به ترتیب بیـانگر مرتبـهی حافظـهی ورودیها و خروجیهای شبکه عصبی NARX هستند:

$$y(t) = f(y(t-1), ..., y(t-n_y), x(t-1), ..., x(t-n_x))$$
(°`)

در معادله (۳۰)، XO و VO به ترتیب بیانگر متغیرهای وابسته و مستقل و (۳۰)، متغیر هدف در زمان حاضر است.



این شبکه سه لایه اصلی دارد که شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی است. لایه ورودی شامل ورودیها و خروجیهای حاضر و گذشته است که به لایه پنهان خورانده می شود. لایه پنهان شامل یک یا چند نورون است که تعداد بهینه آنها معمولا از طریق سعی و خطا بدست می آید. لایه خروجی از ترکیب مقادیر واقع در لایه پنهان تشکیل شده که به خروجی موردنظر منجر می مود. معماری شبکه عصبی NARX معرف میزان تاخیر در دادههای ورودی و خروجی و تعداد نورونهای لایه پنهان بوده که می توان با انجام سناریوهای حرکتی مختلف و روش سعی و خطا به معماری مطلوب دست یافت. شکل ۲ معماری شبکه عصبی NARX به کار گرفته شده در این پژوهش را نمایش می دهد.

۵ – پیادہسازی و تحلیل نتایج

در این بخش، نتایج شبیهسازی شناسایی سرعت خطی رونده زیرسطحی در صفحه افقی توسط شبکه عصبی NARX ارائه شده است. اعتبارسنجی سرعت خطی بدست آمده از روش موردنظر با خروجی بدست آمده از الگوریتمهای شناسایی حداقل مربعات^{۲۸}, حداقل مربعات بازگشتی^{۲۹} و همچنین شبکه عصبی پرسپترون^{۳۰} و خروجی حسگر DVL، از طریق جذر میانگین مربعات خطا صورت می پذیرد. در این مقاله از ارائه الگوریتمهای حداقل مربعات،

حداقل مربعات بازگشتی و همچنین شبکه عصبی پرسپترون به دلیل رایج بودن این الگوریتمها در مراجع صرفه نظر شده است. در این مقاله ابتدا از یک مانور حرکتی مطابق شکل ۸ برای تحریک تمام دینامیکهای رونده زیرسطحی و آموزش صحیح شبکه عصبی و شناسایی پارامترهای LS و RLS استفاده شده است. در ادامه تست شبکه عصبی و مقادیر شناسایی شده توسط LS و RLS توسط چندین مانور حرکتی مختلف صورت می پذیرد.



در جدول ۲ مقایسهی مقادیر مربعات خطای آموزش شبکههای عصبی MLP و NARX با دوازده ورودی (دو تا زوایای بالک، دور پروانه، سه تا شتاب، سه تا سرعت زاویهای و سه تا زاویه) و سه ورودی (دو تا زوایای بالک و دور پروانه) ، بررسی شده است. میانگین مربعات خطای آموزش محاسبه شده، نشان از کارایی هر دو شبکه عصبی MLP و NARX در شناسایی دقیق سرعت خطی رونده زیرسطحی است ولی دقت آموزش شبکه عصبی NARX به مراتب بهتر از شبکه عصبی MLP بوده که این سبب افزایش دقت شبکه عصبی NARX به هنگام تست شبکه با دادههای مختلف خواهد شد. دقت آموزش شبکه عصبی MLP به منگام کاهش تعداد ورودیها از دوازده به سه ورودی به صورت هنگام کاهش مییابد. نتایج آموزش شبکه عصبی NARX در محسوسی کاهش مییابد. نتایج آموزش شبکه عصبی در دو دو حالت دوازده و سه ورودی تغییر محسوسی نداشته و در هر دو

جدول ۲- میانگین مربعات خطای آموزش سرعت خطی شناور با شبکه عصبی MLP و NARX با ۳ و ۱۲ ورودی (cm/s)

NA	RX	Ν	ſLP	_
۳ ورودی	۱۲ ورودی	۳ ورودی	۱۲ ورودی	_
٠/١	•/1	۲.	۲	سرعت طولی (u)
•/•••٢	•/•••٢	١	•/•1	سرعت عرضی(۷)

پس از آموزش شبکه عصبی و ساخت مدل هوشمند سرعت، ارزیابی مدل ساخته شده از طریق مانورهای مختلف حرکتی صورت می گیرد. در این بخش الگوریتمهای شبکه عصبی NARX و MLP با دوازده ورودی و سه ورودی و همچنین الگوریتمهای شناسایی LS و RLS توسط چهار مانور حرکتی در دوبعد و سهبعد مورد ارزیابی و مقایسه قرار خواهند گرفت. ارزیابی نتایج در مقایسه با خروجی حسگر سرعت DVL و توسط روش ارزیابی RMS صورت می گیرد.

شکل ۹ و شکل ۱۰ به ترتیب نتایج خروجی الگوریتمهای شناسایی در سرعت طولی و عرضی شناور در سه بعد و با دوازده ورودی شبکه عصبی را نشان میدهد.



در نتایج خروجی نمایش داده شده نتایج خروجی سرعت افقی اندازه گیری شده توسط حسگر DVL با رنگ آبی، شناسایی سرعت شناور در صفحه افقی توسط الگوریتمهای شناسایی MLS و RLS با رنگهای قرمز و نارنجی و الگوریتمهای شناسایی شبکه عصبی MLP و NARX با رنگهای بنفش و سبز نمایش داده



خروجی حسگر DVL فقط شامل خطای اندازه گیری بوده و مرجع اندازه گیری سرعت است. مقادیر شناسایی شده سرعت توسط LS و RLS در هر دو جهت طولی و عرضی دارای خطای محسوسی بوده که این ناشی از عدم شناسایی پارامترهای مدل شناور در بعد سوم و همچنین حذف معادلات بعد سوم در مدل دیفرانسیلی است. روشهای شناسایی LS و RLS مقدار سرعت طولی را بیشتر و مقدار سرعت عرضی را کمتر نشان میدهد. روشهای

شناسایی شبکه عصبی با وجود آموزش در دو بعد بدلیل یکسان بودن شرایط مقایسه با روشهای شناسایی LS و RLS، به نتایج مطلوبی در تست سه بعد رسیدهاند و این بدلیل وجود ورودیهای حسگری سه بعد در شبکه عصبی میباشد. از نتایج فوق مشاهده میشود که شبکه عصبی NARX بر خلاف شبکه عصبی MLP تا حدودی قادر به حذف نویز ورودیهای حسگری و نویز خروجی شبکه میباشد. این مزیت در مورد شبکه عصبی MLP صادق شبکه میباشد. این مزیت در مورد شبکه عصبی روایا نبوده و بلکه نویز در این روش افزایش یافته است. در ابتدای برای تغییر عمق، زمان نشست حدود ۳۰ ثانیه را ایجاد میکند. در طول این زمان شناور دینامیک بسیار بالایی داشته که شبکه عصبی NARX بهترین عملکرد در شناسایی سرعتهای افقی در این زمان را دارد.

در شکل ۱۱ و شکل ۱۲ به ترتیب نتایج خروجی الگوریتمهای شناسایی مدنظر در سرعت طولی و عرضی شناور در مانور حرکتی دو بعد دایرهای-زیگزاگی نشان داده شده است.







زیگزاگی

در حالت کلی دقت شناسایی مدل سرعت بدلیل مانور دوبعدی ایجاد شده و تست سهدرجهآزادی در تمام الگوریتمها بهبود یافته است. بهبود دقت نتایج شناسایی الگوریتمهای شبکه عصبی فقط ناشی از سادهسازی حرکت شناور و کاهش دینامیک آن است ولی بهبود دقت مدل دیفرانسیلی شناسایی شده توسط الگوریتمهای حداقل مربعات علاوه بر سادهتر شدن مدل حرکت، ناشی از کاهش

و یا حذف مقادیر بعد سوم است. وجود حالت بایاس در شناسایی از روش مدل دیفرانسیلی به دلیل نبود مقادیر بعد سوم در معادلات دینامیکی سهدرجه آزادی شناور است. این درحالیست که در حالت واقعی و در شبیهسازی صورت گرفته مقادیر ثابت و کوچکی در بعد سوم نیز ایجاد میشود. این مقادیر به صورت خطا در شناسایی سهدرجهآزادی مدل دیفرانسیلی شناور وارد میشوند. شبکه عصبی NARX همانند مانور سهبعد هم در شناسایی سرعت طولی و هم در شناسایی سرعت عرضی شناور با حذف نویز سرعت در هر لحظه به بالاترین دقت می درمد خطای سرعت عرضی ۱/۰ درصد است. این میزان خطا نیز ناشی از نویز حسگری موجود در اندازه گیری حسگر سرعت داپلری می باشد که ارزیابی صورت گرفته در مقایسه با همین خروجی است.

در ادامه به بررسی کارایی و اعتبارسنجی الگوریتمهای شبکه عصبی با حذف ورودیهای حسگری و تنها با سه ورودی شامل دو زاویه بالک و نرخ چرخش پروانه شناور پرداخته میشود. مزیت عدم استفاده از ورودیهای حسگری در آموزش و استفاده از شبکه عصبی، حذف نویز حسگری موجود در اندازه گیری حسگرها میباشد که در دقت شناسایی تاثیر گذار میباشد. همچنین این کار نیاز الگوریتم شناسایی شبکه عصبی به حسگرهای گران قیمت را از بین خواهد برد.

شکل ۱۳ و شکل ۱۴مربوط به مانور تست سه بعد با سه ورودی برای شبکه عصبی MLP و NARX هستند. نتایج الگوریتمهای شناسایی شبکه عصبی MLP و NARX با خروجی حسگر سرعت دایلری مقایسه شده است.



شبکه عصبی با سه ورودی کنترلی



من ۲۰۱۰ مروجی شناسایی سرعت عرضی در نسب سه بنای توسط شبکه عصبی با سه ورودی کنترلی

شکل ۱۵ و شکل ۱۶ به ترتیب نتایج شناسایی سرعت طولی و عرضی شناور توسط شبکه عصبی MLP و NARX را در مقایسه با خروجی حسگر سرعت داپلری با سه ورودی کنترلی شبکه در مانور دو بعد دایرهای-زیگزاگی نشان میدهد. در این حالت عملکرد شبکه عصبی MLP در شناسایی سرعت شناور در حرکت سه بعد با دقت کم انجام میشود. این نتایج در مقایسه با حالت مشابه شناسایی با دوازده ورودی دقت بسیار پایینی داشته و قابل استناد و استفاده نمی باشد.





زیگزاگی توسط شبکه عصبی با سه ورودی کنترلی

در این حالت دقت شبکه عصبی MLP از میانگین ۲/۶ و ۱/۵ درصد خطا برای شناسایی سرعتهای طولی و عرضی شناور به میانگین ۲۰ و ۳۳ درصد خطا نزول مییابد. این درحالی است که

دقت شبکه عصبی NARX در شناسایی سرعت طولی ۶ برابر بهتر و در شناسایی سرعت عرضی همانند شناسایی در حالت دوازده ورودی عمل می کند.

در حالت کلی با حذف ورودیهای حسگری شبکه عصبی، مشکل خطای بوجود آمده از نویز حسگرها برطرف می شود اما بدلیل کاهش تعداد ورودیهای شبکه عصبی و نقص شبکه عصبی MLP در شناسایی با تعداد ورودی کم به دلیل آموزش ناقص، نتایج این الگوریتم نه تنها بهبود نمی یابد بلکه از دقت شناسایی نیز کاسته می شود. برخلاف شبکه عصبی MLP، شبکه عصبی NARX با وجود تاخیر در ورودیها و خروجیهای الگوریتم که سبب آموزش به هنگام تست می گردد، شبکه را با مانور جدید وفق داده و

شناسایی به بهترین حالت صورت می گیرد. این الگوریتم با تعداد ورودی کم نیز نتایج دقیقی را ارائه می دهد. در جدول ۳ میانگین مربعات خطا و همچنین درصد خطای خروجی سرعت الگوریتمها نسبت به تغییرات خروجی سرعت در کل زمان حرکت شناور در چهار مانور حرکتی مختلف، محاسبه شده است. تغییرات خروجی سرعت طولی شناور در هر چهار مانور شده است. تغییرات خروجی سرعت طولی شناور در هر چهار مانور عرکتی از ۰ تا ۱/۵ متر بر ثانیه می باشد. این مقدار برای سرعت عرضی در مانورهای مختلف متفاوت است. نتایج خروجی الگوریتمها در تست ۱ و تست ۲ در فوق بررسی شد. تست ۳ و تست ۴ به ترتیب مانورهای حرکتی دایرهای با تغییر سرعت نرخ چرخش پروانه و مانور حرکتی زیگزاگی بدون تغییر سرعت نرخ

جدول 3- میانگین مربعات خطا و نسبت درصد خطای خروجی الگوریتمها به کل تغییرات خروجی

غييرات	لگوریتمها به ت ی(%)	درصد خطای اا خروج	نسبت	میانگین مربعات خطا(cm/s)						
NARX	MLP	RLS	LS	NARX	MLP	RLS	LS			
• / ١	۲۰	٧/٣	٧/٣	• /٢	٣٠	11	۱۱	۱۲ ورودی	– u	
• /۶	۲/۶			١	۴			۳ ورودی		
• / ١	٣٣	۱/۶	٣/٣	•/• 1	٢	•/1	٠/٢	۱۲ ورودی		تست ۱
• / ١	۱/۵			٠/• ١	٠/•٩			۳ ورودی	- v	
• / ١	٢	۴/۶	۴/۶	• /٢	٣	γ	٧	۱۲ ورودی	11	
• /٢	• /۶			• /٣	١			۳ ورودی	- u	۲
•/•۵	٣	۱/۶	۱/۶	•/•)	٠/۶	٠ /٣	۰ /٣	۱۲ ورودی	v	,
٠/٠۵	• /٣			•/•)	•/•۶			۳ ورودی		
• / ١	١/٣	۴/۶	4/8	• /٢	٢	٧	۷	۱۲ ورودی	_ u	
٠/٢	١/٣			۰/٣	٢			۳ ورودی		تست ۳
• /۵	۴	۱۵	۱۵	• / • ١	٠/۴	۰ /٣	۰ /٣	۱۲ ورودی	v	,
• /۵	١٠			٠/٠١	٠/٢			۳ ورودی	- v	
• / ١	• /۶	۴	۴	• /٢	١	۶	۶	۱۲ ورودی	— u	
• /٢	٠/۴			۰/٣	• /Y			۳ ورودی		F (7
• / ١	۴	۱/۶	۱/۶	•/•٢	• /A	٠/٣	۰ /٣	۱۲ ورودی	v	, Cum
•/١	• /٣			•/•٢	•/•۶			۳ ورودی		

درصد نسبت خطای خروجی به تغییرات خروجی در واقع درصد گرفتن از میانگین مربعات خطای خروجی الگوریتم شناسایی نسبت به قدر مطلق اختلاف حداکثر مقدار و حداقل مقدار مشاهده شده در سرعت شناور اندازه گیری شده توسط حسگر سرعت داپلر در کل طول زمان شبیهسازی میباشد.

در حالت دوازده ورودی، میانگین خطای شبکههای عصبی NARX و MLP در چهار مانور حرکتی برای سرعت طولی به ترتیب ۲/۴ و ۲ سانتیمتر بر ثانیه و برای سرعت عرضی ۲۰/۱ و ۱/۰ سانتیمتر بر ثانیه میباشد. از نتایج بدست آمده میتوان نتیجه گرفت شبکه عصبی NARX در شناسایی سرعت طولی ۵ برابر بهتر و در شناسایی سرعت عرضی ۱۰ برابر بهتر از شبکه

٧۶

عصبی NARX عمل نموده است. در حالت دوم با کاهش تعداد ورودیها از تعداد ۱۲ ورودی به ۳ ورودی دقت روش شناسایی NARX با حذف نویز ورودیهای حسگری شبکه، بهبود یافته ولی قابلیت اطمینان در روش MLP به شدت کاهش می یابد. در این حالت میانگین خطای شبکههای عصبی NARX و MLP در چهار مانور حرکتی برای سرعت طولی به ترتیب ۰/۲ و ۹ سانتیمتر بر ثانیه و برای سرعت عرضی ۰/۰۱ و ۱ سانتیمتر بر ثانیه بدست میآید. از نتایج بدست آمده از خروجی شبیهسازی شناسایی سرعت شناور توسط شبکه عصبی NARX، می توان اعتبار و کارایی بالای این الگوریتم در مقایسه با الگوریتمهای دیگر را نتيجه گرفت.

۴ – نتیجه گیری

چالش و دغدغه این پژوهش یافتن روش مناسب جایگزین حسگر سرعت دایلر برای اندازه گیری سرعت رونده زیرسطحی در صفحه افقی است. روشهای معمول بررسی شده در تحقیقات پیشین، استفاده از مدل دیفرانسیلی شناور برای رسیدن به سرعت حرکت شناور بوده که این روش نیاز به شناسایی دقیق معادلات دیفرانسیلی و پارامترهای سامانه دارد. برای شناسایی ضرایب هیدرودینامیکی سامانه نیاز به استفاده از روش شناسایی مناسب برای تخمین پارامترها با تعداد بالا است که استفاده از این روش را پیچیده و دشوار میکند. روش شبکه عصبی با اطلاع از تنها ورودی و خروجی سامانه یعنی با اعمال تستهای مختلف در طبی مانورها و شرایط محیطی گوناگون و بدون نیاز به دانستن تمام جزئیات نیروها و گشتاورهای وارد به سامانه، عدم پیچیدگی محاسباتی و عدم نیاز به شناسایی دقیق اثرات تاثیر گذار در حرکت می تواند روش مناسبی برای شناسایی سامانه باشد. در این روش برخلاف روش مدل ديفرانسيلي شناور، نياز به شناسايي و اختصاص ضرایب گوناکون برای هر المان تاثیر گذار بر حرکت نیست و به تبع آن پیچیدگیهای محاسباتی معادلات دیفرانسیل با پارامترهای ناشناخته از بین میرود. به همین دلیل میتوان اظهار کرد در صورت شناسایی برخط، پاسخ این روش در مقابل تغییرات وزن و حجم رونده زیرسطحی و همچنین تغییرات محیطی بسیار منعطفتر و سادهتر از روش دیفرانسیلی است.

از نتایج بدست آمده می توان نتیجه گرفت که کارایی الگوریتم شناسایی مدل به ترتیب مختص روشهای شبکه عصبی NARX، شبکه عصبی MLP، روش شناسایی RLS و روش شناسایی ا میباشد. دقت شناسایی شبکه عصبی NARX حتی با تعداد سه ورودی شبکه عصبی نسبت به سایر روشها با اختلاف محسوسی بهتر بوده و از طرفی سادگی شناسایی را در یے دارد. در واقع مى توان نتيجـه گرفـت شـبكه عصـبى NARX تمـام عيـوب

الگوریتمهای فوق را پوشش داده و با تاخیر موجود در الگوریتم محاسباتی و آموزش به هنگام تست، به بهترین دقت در شناسایی رسيده است. دقت بالا، امكان شناسايي آنلاين، سادگي شناسايي و حذف نویز ورودیهای شبکه از مزایای این روش میباشد.

کلید واژگان (در صورت نیاز) 1- Autonomous Underwater Vehicles (AUV) 2- Inertial Navigation System (INS) 3- Global Positioning System 4- Long baseline (LBL) 5- Short baseline (SBL) 6- Ultra Short Baseline(USBL) 7- Doppler Velocity Logger (DVL) 8- Compactness 9- Versatility 10- Robustness 11- Dead Reckoning navigation 12- Ordinary Least Square 13- Total Least Square 14- Planar Motion Mechanism 15- Circulating Water Channel

- 16- Added Mass
- 17- Roll
- 18- Rudder
- 19- Stern or Elevator
- 20-Pitch
- 21- Yaw
- 22- Surge
- 23-Sway
- 24- Heave
- 25- Society of Naval Architects and Marine
- Engineers (SNAME)
- 26- Velocity Intelligent Model (VIM)
- 27- Nonlinear autoregressive exogenous (NARX)
- 28- Least Square (LS)
- 29- Recursive Least Square (RLS)
- 30- Multilayer perceptron (MLP)
- 1-Blidberg, D.R. The development of autonomous underwater vehicles (AUV); a brief summary. in Ieee Icra. 2001. Citeseer.

۶ - مراجع

- 2- Leonard, J.J. and A. Bahr, Autonomous underwater vehicle navigation. Springer Handbook of Ocean Engineering, 2016: p. 341-358.
- 3- Titterton, D., J.L. Weston, and J. Weston, Strapdown inertial navigation technology. Vol. 17. 2004: IET.
- 4- Milne, Peter Henry. "Underwater acoustic positioning systems." (1983).
- 5- Smith, S.M. and D. Kronen. Experimental results of an inexpensive short baseline acoustic positioning system for AUV navigation. in

autopilot design for autonomous underwater vehicles. in OCEANS 2014-TAIPEI. 2014. IEEE.

- 19- X. Feng, Z.-j.Z., J.-c. YIN, and C. Jian, Parametric identification and sensitivity analysis for Autonomous Underwater Vehicles in diving plane. Journal of Hydrodynamics, Ser. B, 2012. vol. 24, pp. 744-75.
- 20- Payaminia, M. Use of vehicle dynamic model to increase inertial navigation accuracy. Malekeashtar University of Technology. M.Sc. Thesis. Sep. 16, 2020
- 21- Prestero, T.T.J., Verification of a six-degree of freedom simulation model for the REMUS autonomous underwater vehicle. 2001, Massachusetts institute of technology.
- 22- L. Chang, F. Qin, and S. Jiang, "Strapdown Inertial Navigation System Initial Alignment Based on Modified Process Model," IEEE Sens. J., vol. 19, no. 15, pp. 6381–6391, 2019, doi: 10.1109/JSEN.2019.2910213.
- 23- Fossen, Thor I. Handbook of marine craft hydrodynamics and motion control. John Wiley & Sons, 2011.
- 24- Wadoo, S. and P. Kachroo, Autonomous underwater vehicles: modeling, control design and simulation. 2017: CRC Press.
- 25- Sabet, M. Design and implementation of a model-aided navigation system for an AUV. Degree of Doctor of Philosophy in mechanical engineering. December 2017.
- 26- Humphreys, D. E., and K. W. Watkinson. Prediction of acceleration hydrodynamic coefficients for underwater vehicles from geometric parameters. NAVAL COASTAL SYSTEMS LAB PANAMA CITY FL, 1978.

Oceans' 97. MTS/IEEE Conference Proceedings. 1997. IEEE.

- 6- Lv, P.-F., et al., Underwater navigation methodology based on intelligent velocity model for standard AUV. Ocean Engineering, 2020. 202: p. 107073.
- Koifman, M. and I.Y. Bar-Itzhack, Inertial navigation system aided by aircraft dynamics. IEEE transactions on control systems technology, 1999. 7(4): p. 487-493.
- 8- Vasconcelos, J.F., et al., Embedded UAV model and LASER aiding techniques for inertial navigation systems. Control Engineering Practice, 2010. 18(3): p. 262-278.
- 9- Karmozdi, A., et al., INS-DVL navigation improvement using rotational motion dynamic model of AUV. IEEE Sensors Journal, 2020. 20(23): p. 14329-14336.
- 10- Morgado, M., et al., Embedded vehicle dynamics aiding for USBL/INS underwater navigation system. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2013. 22(1): p. 322-330.
- 11- Kim, E., S. Fan, and N. Bose, Estimating water current velocities by using a model-based highgain observer for an autonomous underwater vehicle. IEEE Access, 2018. 6: p. 70259-70271.
- 12- Randeni P, S., et al., Parameter identification of a nonlinear model: replicating the motion response of an autonomous underwater vehicle for dynamic environments. Nonlinear Dynamics, 2018. 91(2): p. 1229-1247.
- 13- Arnold, S. and L. Medagoda. Robust modelaided inertial localization for autonomous underwater vehicles. in 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2018. IEEE.
- 14- Valeriano-Medina, Y., et al., Dynamic model for an autonomous underwater vehicle based on experimental data. Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems, 2013. 19(2): p. 175-200.
- 15- Martin, S.C. and L.L. Whitcomb, Experimental identification of six-degree-of-freedom coupled dynamic plant models for underwater robot vehicles. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2013. 39(4): p. 662-671.
- 16- Xu, F., et al., Identification modeling of underwater vehicles' nonlinear dynamics based on support vector machines. Ocean Engineering, 2013. 67: p. 68-76.
- 17- Petrich, J., W.L. Neu, and D.J. Stilwell. Identification of a simplified AUV pitch axis model for control design: Theory and experiments. in OCEANS 2007. 2007. IEEE.
- 18- Taubert, R., et al. Model identification and controller parameter optimization for an