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

نعمت اله طالبی[۱]، سید محمد مهدی دهقان[۲]، محمدتقی ثابت[۳*]

[۱] دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی مالک اشتر-مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر، neamat.t.ch@gmail.com

[۲] دانشیار، دانشگاه صنعتی مالک اشتر-مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر، smmd@mut.ac.ir

[۳*] استادیار، دانشگاه صنعتی مالک اشتر- پژوهشکده علوم و فناوری شمال، sabet_mt@mut.ac.ir

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:
تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۰۲/۰۹
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۴/۰۷

کلمات کلیدی:
رونده زیرسطحی خودگردان
ناوبری به کمک مدل
شناسایی مدل سرعت
شبکه‌های عصبی NARX و MLP
روش‌های شناسایی پارامتر LS و RLS

چکیده

یکی از چالش‌های ناوبری شناورهای زیرسطحی خودگردان اندازه‌گیری سرعت حرکت آنهاست. روش معمول برای اندازه‌گیری سرعت زیرسطحی‌ها استفاده از حسگر سرعت داپلری است اما استفاده از این حسگر به دلیل قرارگیری در رده حسگرهای گران‌قیمت و همچنین افزایش زمان و حتی عدم داده‌برداری به علت عمق زیاد و یا تغییر ناگهانی عمق در برخی موارد امکان‌پذیر نیست. هدف این مقاله، ارائه روش ارزان‌قیمت و اقتصادی شناسایی سرعت مبتنی بر شبکه عصبی خودرگرسیون برونی غیرخطی با کمترین تعداد ورودی شبکه عصبی در حرکت دوبعدی شناور می‌باشد. در الگوریتم پیشنهادی، با حذف ورودی‌های شبکه عصبی بدست آمده از خروجی حسگرهای ارزان‌قیمت، خطای اندازه‌گیری حسگرها از فرایند شناسایی حذف شده و دقت خروجی مدل سرعت بدست آمده بهبود می‌یابد. در بخش نتایج عملکرد مناسب الگوریتم پیشنهادی، در مقایسه با خروجی حسگر سرعت داپلری بررسی می‌شود. 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 Talebi[1], Seyyed Mohammad Mehdi Dehghan[2], Mahmmad Taghi Sabet[3*]

[1] *Faculty of Electrical and Computer Engineering; Malek-ashtar University of Technology Iran, neamat.t.ch@gmail.com*

[2] *Faculty of Electrical and Computer Engineering, Malek-ashtar University of Technology Iran, smmd@mut.ac.ir*

[3] *Northern Research Center for Science and Technology, Malek-ashtar University of Technology Iran, sabet_mt@mut.ac.ir*

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.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

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 برای ناوبری، چالش اصلی این نمونه از سامانه‌ها است [۱]. سامانه‌های ناوبری زیر سطح بر اساس ناوبری اینرسی[۲]، ناوبری صوتی، سرعت‌سنج‌ها، سامانه‌های موقعیت‌یاب جهانی[۳]، سونار، شیب‌سنج‌ها، حسگرهای فشار و عمق، قطب‌نمای مغناطیسی، سامانه‌های صوتی مانند خط مبنا بلند[۴]، خط مبنا کوتاه[۵] و خط مبنا خیلی کوتاه[۶] خواهند بود. اما با این وجود هیچ یک از این تکنیک‌ها کامل نبوده و در عمل معمولا ترکیبی از آنها بکار برده می‌شود [۲-۵].

معمولا در طراحی سامانه‌های ناوبری رونده‌های خودگردان از ناوبری اینرسی به عنوان ناوبری پایه استفاده می‌گردد. این نوع ناوبری به دلیل خطای انتگرال‌گیری سامانه ناوبری اینرسی، نویز فیلتر نشده حسگر و اثرات بایاس جبران نشده و در نتیجه رانش در خروجی، نیاز به ناوبری پشتیبان برای ارائه نتیجه‌ای با قابلیت اطمینان بالا دارد. به طور معمول از ناوبری رادیویی به عنوان کمک ناوبری استفاده می‌گردد. ولی کاربرد این نوع ناوبری در زیر سطح آب به دلیل عدم انتشار سیگنال رادیویی در زیر سطح منسوخ می‌گردد [۶]. همچنین اندازه‌گیری سرعت عامل تعیین کننده در محدود کردن رانش خطای سامانه ناوبری اینرسی است. با این حال حسگرهای اندازه‌گیری سرعت در زیر سطح به عنوان مثال حسگرهای سرعت داپلری[۷] به دلیل قرارگیری در رده حسگرهای گران‌قیمت، عدم قطعیت در داده‌برداری و با توجه به محدوده قیمتی سامانه ناوبری پشتیبان، قابل کاربرد در مجموعه حسگرهای سامانه ناوبری یک رونده زیرسطحی ارزان قیمت نیستند.

توسعه سامانه‌های کمک ناوبری مستلزم داشتن ویژگی‌هایی از قبیل هزینه کم، وزن پایین، فشردگی[۸] یا حجم کوچک، کارایی بالا، عدم پیچیدگی محاسبات، افزایش دقت، تطبیق‌پذیری[۹] و استحکام[۱۰] در شرایط عملیاتی گوناگون است. همچنین به دلیل اقتصادی بودن زیرسطحی مورد نظر، هدف اصلی این سامانه ناوبری، توسعه ابزارهای کمکیِ 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 این روش از اطلاعات حرکتی وسیله یا همان مدل حرکت دینامیکی سامانه استفاده می‌گردد؛ بنابراین به تجهیزات و حسگرهای اضافی نیاز نیست و یک راه‌حل کم هزینه و با مصرف انرژی بسیار پایین و معتبر در مناطق ناشناخته عملیاتی است. در واقع در این طرح از روش ناوبری کور[۱۱]، برای کمک ناوبری استفاده می‌گردد.

در ناوبری به کمک مدل دینامیکی به جای اینکه صرفا به اندازه‌گیری‌های 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 ورودی‌های کنترلی و نیرو و گشتاورهای داخلی و محیطی، به سرعت‌های خطی و زاویه‌ای تبدیل می‌شوند.

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 ژیروسکوپ‌ها، در یک فیلتر کالمن ثانویه ادغام می‌شوند. بنابراین، قبل از تلفیق با حسگرهای کمکی در فیلتر اصلی کالمن، خروجی ژیروسکوپ‌ها با مدل حرکت چرخشی بهبود یافته است. روش کمک ناوبری استفاده از دینامیک رونده برای افزایش دقت اندازه‌گیری 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 رویت‌گر 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، اندازه‌گیری 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 تخمین جریان به هنگام قطع DVL استفاده شده است. والریانو و همکارانش[۱۴]، مدل دینامیکی یک رونده زیرسطحی با نام

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

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 مربعات معمولی[۱۲] و روش حداقل مربعات کلی[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 عمودی استخراج نمودند. پارامترهای هیدرودینامیکی مدل ریاضی 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 می‌کند.

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 بهره‌گیری 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 می‌کند. 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 می‌رود. به همین دلیل می‌توان اظهار کرد پاسخ این روش در مقابل تغییرات وزن و حجم رونده زیرسطحی بسیار منعطف‌تر و ساده‌تر از روش سنتی دیفرانسیلی است.

هدف ما از این تحقیق، بهره‌گیری از مزیت‌های روش مدل‌سازی به کمک شبکه عصبی با کمترین تعداد ورودی‌های آموزش و تست شبکه، جهت بهبود خروجی ناوبری در دو بعد است. این روش را می‌توان بدلیل اضافه نشدن حسگرهای فیزیکی دیگر و از طرفی حذف حسگرهای پرهزینه و حجیم و همچنین سادگی محاسباتی، در زیرسطحی‌های کوچک مورد بهره‌برداری قرار داد. همچنین بدلیل نبود ارتباط با محیط خارجی و عدم اختلال‌پذیری، آنرا می‌توان در عملیات‌های نظامی 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 می‌شود. 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 می‌کند و در نهایت نتیجه‌گیری و بحث در مورد نتایج در بخش ششم ارائه می‌شود.

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

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

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.

پارامتر	مقادیر
وزن[kg]	۳۰/۵
طول[m]	۱/۳۸۷
شعاع[m]	۰/۱۹۱
گشتاور اینرسی X (I_{xx})[kg.m^2]	۰/۱۷۷
گشتاور اینرسی Y (I_{yy})[kg.m^2]	۳/۴۵
گشتاور اینرسی Z (I_{zz})[kg.m^2]	۳/۴۵
فاصله مرکز جرم و شناوری[mm]	[-۱۹،۰،۱۰/۶]
میانگین اسپن سطوح کنترلی [cm]	۸/۵۷
میانگین کورد سطوح کنترلی [cm]	۷/۴۷
موقعیت قرارگیری سطوح کنترلی نسبت به مرکز جرم [m]	۰/۶۳۸



شکل ۱- رونده زیرسطحی Remus100.

۲-۲- ورودی‌های 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 رونده شامل پروانه، موتور و باتری الکتریکی است. بالک‌های سکان[۱۸] و بالابر[۱۹] به زیرسطحی به ترتیب امکان ایجاد حرکت سمت[۲۰] و فراز[۲۱] را می‌دهد.

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

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 مورد بررسی قرار گرفته و در ادامه مدل ساده شده سه درجه آزادی ارائه می‌گردد.

۱-۳- معادلات دینامیکی شش درجه‌آزادی 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 (باد و امواج) نادیده گرفته می‌شود 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 i، n و b 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 z-y-x 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[۲۳]، هیو[۲۴] و غلت، فراز و سمت مطابق شکل۲ تعریف می‌شوند [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.

$$\eta_1 = [x \quad y \quad z]^T \qquad \eta_2 = [\varphi \quad \theta \quad \psi]^T$$
$$V_1 = [u \quad v \quad w]^T \qquad V_2 = [p \quad q \quad r]^T \qquad (۱)$$
$$\tau_1 = [X \quad Y \quad Z]^T \qquad \tau_2 = [K \quad M \quad N]^T$$

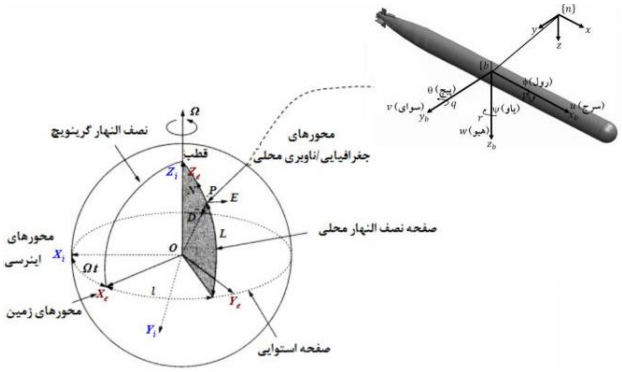
که در آن η موقعیت و وضعیت وسیله را نسبت به دستگاه مرجع اینرسی یا ثابت شده به زمین مشخص می‌کند، V سرعت انتقالی و دورانی وسیله با توجه به دستگاه مرجع بدنی و τ نیروها و گشتاورهای کل عمل‌کننده بر روی وسیله با توجه به دستگاه مرجع بدنی می‌باشند.

۱-۱-۳- سینماتیک حرکت

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

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

$$C_b^n(\Theta_{nb}) = \begin{bmatrix} \cos\psi\cos\theta & -\sin\psi\cos\varphi + \cos\psi\sin\theta\sin\varphi & \sin\psi\sin\varphi + \cos\psi\sin\theta\cos\varphi \\ \sin\psi\cos\theta & \cos\psi\cos\varphi + \sin\psi\sin\theta\sin\varphi & -\cos\psi\sin\varphi + \sin\psi\sin\theta\cos\varphi \\ -\sin\theta & \cos\theta\sin\varphi & \cos\theta\cos\varphi \end{bmatrix} \quad (۲)$$



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

سرعت رونده در دستگاه بدنی، نسبت به دستگاه ناوبری تعریف می‌شود. بردار سرعت خطی در دستگاه بدنی به صورت $v_{b/n}^b$ قابل تعریف است (اندیس بالا بیانگر تعریف سرعت در دستگاه بدنی بوده و اندیس پایین به این مفهوم است که اندازه سرعت بدنه نسبت به دستگاه NED محاسبه شده است). بنابراین سرعت در دستگاه NED به صورت رابطه (۳) قابل محاسبه است.

$$\dot{p}_{b/n}^n = C_b^n(\Theta_{nb})v_{b/n}^b$$
$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = J_1(\eta_2)\begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \quad (۳)$$

بردار سرعت زاویه‌ای در دستگاه بدنی $\omega_{b/n}^b = [p,q,r]^T$ و بردار نرخ زوایای اویلر، $\dot{\Theta}_{nb} = [\dot{\phi},\dot{\theta},\dot{\psi}]^T$ با استفاده از ماتریس انتقال $T_\Theta(\Theta_{nb})$ به صورت رابطه (۴) با هم رابطه دارند [۲۳].

$$\dot{\Theta}_{nb} = T_\Theta(\Theta_{nb})\omega_{b/n}^b$$
$$\begin{bmatrix} \dot{\varphi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = J_2(\eta_2)\begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \quad (۴)$$

ماتریس انتقال $T_\Theta(\Theta_{nb})$ به صورت رابطه (۵) نوشته می‌شود.

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

به طور خلاصه، معادلات سینماتیکی شش درجه آزادی به فرم برداری رابطه (۶) قابل بیان است.

$$\dot{\eta} = J_\Theta(\eta)v \quad (۶)$$

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

۲-۱-۳- نیرو و گشتاورهای دینامیکی

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

$$\vec{F}_{ext} = m_{sys}\bar{a}_{CM/n} \quad (۷)$$

$$\vec{\tau}_{ext,b} = {}^n\frac{d}{dt}\left({}_n^n\vec{h}_{b,sys}\right) + {}^n\vec{v}_{b/n} \times m_{sys}{}^n\vec{v}_{cm/n} \quad (۸)$$

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

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

$$\begin{Bmatrix} X_{ext} \\ Y_{ext} \\ Z_{ext} \\ K_{ext} \\ M_{ext} \\ N_{ext} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} m[\dot{u} - vr + wq - x_G(q^2+r^2) + y_G(pq - \dot{r}) + z_G(pr + \dot{q})] \\ m[\dot{v} - wp + ur - y_G(r^2+p^2) + z_G(qr - \dot{p}) + x_G(qr + \dot{r})] \\ m[\dot{w} - uq + vp - z_G(p^2+q^2) + x_G(rp - \dot{q}) + y_G(rq + \dot{p})] \\ I_{xx}\dot{p} + (I_{zz} - I_{yy})qr - (\dot{r} + pq)I_{xz} + (r^2 - q^2)I_{yz} + (pr - \dot{q})I_{xy} \\ \quad + m[y_G(\dot{w} - uq + vp) - z_G(\dot{v} - wp + ur)] \\ I_{yy}\dot{q} + (I_{xx} - I_{zz})rp - (\dot{p} + qr)I_{xy} + (p^2 - r^2)I_{zx} + (qp - \dot{r})I_{yz} \\ \quad + m[z_G(\dot{u} - vr + wq) - x_G(\dot{w} - uq + vp)] \\ I_{zz}\dot{r} + (I_{yy} - I_{xx})pq - (\dot{q} + pr)I_{yz} + (q^2 - p^2)I_{xy} + (rp - \dot{p})I_{zx} \\ \quad + m[x_G(\dot{v} - wp + ur) - y_G(\dot{u} - vr + wq)] \end{Bmatrix} \quad (۹)$$

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.

مدل کلی نیروها و گشتاورهای خارجی وارد بر سامانه به صورت رابطه (۱۰) بیان می‌شود [۲۳].

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

$$\underbrace{M_{RB}\dot{v} + C_{RB}(v)v}_{\text{rigid-body forces}} + \underbrace{M_A\dot{v} + C_A(v)v + D(v)v}_{\text{hydrodynamic forces}} + \underbrace{g(\eta)}_{\text{hydrostatic forces}} = \tau \quad (۱۰)$$

رابطه فوق با ساده‌سازی به مدل رابطه (۱۱) تبدیل می‌شود.

$$M\dot{v} + C(v)v + D(v)v + g(\eta) = \tau \quad (۱۱)$$

که در آن:

ماتریس اینرسی(جرمی) سامانه(شامل جرم افزوده)	$M = M_{RB} + M_A$
ماتریس کوریولیس-مرکزگرا(شامل جرم افزوده)	$C(v) = C_{RB}(v) + C_A(v)$
ماتریس میرایی	$D(v)$
بردار نیروها و گشتاورهای گرانشی/بویانسی	$g(\eta)$
بردار ورودی‌های کنترلی و نیروهای لیفت و رانشی	τ

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 می‌تواند به صورت روابط (۱۲) تا (۱۷) بیان شود.

$$\sum X_{ext} = X_{HS} + X_{u|u|}u|u| + X_{\dot{u}}\dot{u} + X_{wq}wq + X_{qq}qq + X_{ur}vr + X_{rr}rr + X_{prop} \quad (۱۲)$$

$$\sum Y_{ext} = Y_{HS} + Y_{v|v|}V|V| + Y_{r|r|}r|r| + Y_{\dot{V}}\dot{V} + Y_{\dot{r}}\dot{r} + Y_{ur}ur + Y_{wp}wp + Y_{pq}pq + Y_{uv}uv + Y_{uu\delta_r}u^2\delta_r \quad (۱۳)$$

$$\sum Z_{ext} = Z_{HS} + Z_{w|w|}w|w| + Z_{q|q|}q|q| + Z_{\dot{w}}\dot{w} + z_q\dot{q} + Z_{uq}uq + Z_{vp}vp + Z_{rp}rp + Z_{uw}uw + Z_{uu\delta_s}u^2\delta_s \quad (۱۴)$$

$$\sum K_{ext} = K_{HS} + K_{p|p|}p|p| + K_{\dot{p}}\dot{p} + K_{prop} \quad (۱۵)$$

$$\sum M_{ext} = M_{HS} + M_{w|w|}w|w| + M_{q|q|}q|q| + M_{\dot{w}}\dot{W} + M_{\dot{q}}\dot{q} + M_{uq}uq + M_{vp}vp + M_{rp}rp + M_{uw}uw + M_{uu\delta_s}u^2\delta_s \quad (۱۶)$$

$$\sum N_{ext} = N_{HS} + N_{v|v|}v|v| + N_{r|r|}r|r| + N_{\dot{v}}\dot{v} + N_{\dot{r}}\dot{r} + N_{ur}ur + N_{wp}wp + N_{pq}pq + N_{uv}uv; + N_{uu\delta_r}u^2\delta_r \quad (۱۷)$$

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.

$$\begin{bmatrix}\dot{v}\\ \dot{\eta}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}M^{-1}(\tau - C(v)v - D(v)v - g(\eta))\\ J_\Theta(\eta)v\end{bmatrix} \quad (۱۸)$$

$$\begin{bmatrix}\dot{u}\\ \dot{v}\\ \dot{w}\\ \dot{p}\\ \dot{q}\\ \dot{r}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m-X_{\dot{u}} & 0 & 0 & 0 & mz_g & -my_g \\ 0 & m-Y_{\dot{v}} & 0 & -mz_g & 0 & mx_g-Y_{\dot{r}} \\ 0 & 0 & m-Z_{\dot{w}} & my_g & -mx_g-Z_{\dot{q}} & 0 \\ 0 & -mz_g & my_g & I_{xx}-K_{\dot{p}} & 0 & 0 \\ mz_g & 0 & -mx_g-M_{\dot{w}} & 0 & I_{yy}-M_{\dot{q}} & 0 \\ -my_g & mx_g-N_{\dot{v}} & 0 & 0 & 0 & I_{zz}-N_{\dot{r}} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix}\sum X\\ \sum Y\\ \sum Z\\ \sum K\\ \sum M\\ \sum N\end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}\dot{\phi} &= p + qsin\phi\tan\theta + rcos\phi\tan\theta\\ \dot{\theta} &= qcos\phi - rsin\phi\\ \dot{\psi} &= (qsin\phi + rcos\phi)/cos\theta\end{aligned} \quad (۱۹)$$

$$\begin{aligned}\dot{X} &= u_{c0} + ucos\psi cos\theta + v[cos\psi sin\theta sin\phi - sin\psi cos\phi] + \omega[cos\psi sin\theta sin\phi + sin\psi sin\phi]\\ \dot{Y} &= v_{c0} + usin\psi cos\theta + v[sin\psi sin\theta sin\phi + cos\psi cos\phi] + \omega[sin\psi sin\theta sin\phi - cos\psi sin\phi]\\ \dot{Z} &= \omega_{c0} - usin\theta + vcos\theta sin\psi + \omega cos\theta sin\phi\end{aligned}$$

۲-۳- معادلات دینامیکی سه درجه‌آزادی

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 دنبال دارد.

از آنجایی که حرکت افقی یک رونده زیرسطحی با مولفه‌های حرکت در سرج، سوای و سمت توصیف می‌شود، بردارهای حالت به صورت $\nu = [u\ v\ r]$ و $\eta = [N\ E\ \psi]$ انتخاب می‌شوند. این بدان معناست که دینامیک مربوط به حرکت در ارتفاع، غلت و فراز نادیده گرفته می‌شود، یعنی $w = p = q = 0$.

حرکت عمومی وسیله در سه درجه آزادی می‌تواند توسط بردارهای رابطه (۲۰) توصیف شود.

$$\eta_1 = [x\quad y\quad 0]^T \qquad \eta_2 = [0\quad 0\quad \psi]^T$$
$$V_1 = [u\quad v\quad 0]^T \qquad V_2 = [0\quad 0\quad r]^T \quad (۲۰)$$

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

برای حرکت افقی یک زیرسطحی، معادلات سینماتیکی حرکت از عبارت کلی شش درجه آزادی به یک چرخش حول محور z کاهش می‌یابد:

$$J_\Theta(\eta) \overset{3\ DOF}{=} R(\psi) = \begin{bmatrix} cos(\psi) & -sin(\psi) & 0 \\ sin(\psi) & cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (۲۱)$$

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

$$T_\Theta(\Theta_{nb}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (۲۲)$$

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

$$X = X_{u|u|}u|u| + (X_{vr} + m)vr + \left(X_{rr} + mx_g\right)r^2 + X_{\mathrm{prop}} \quad (۲۳)$$

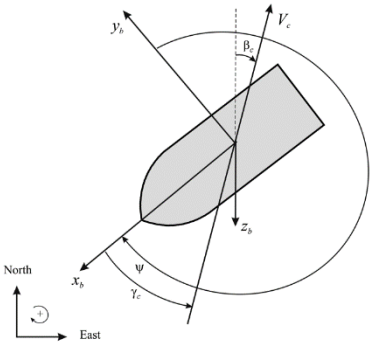
$$Y = Y_{v|v|}v|v| + Y_{r|r|}r|r| + my_g r^2 + (Y_{ur} - m)ur + Y_{uv}uv + Y_{uu\delta_r}u^2\delta_r \quad (۲۴)$$

$$N = N_{v|v|}v|v| + N_{r|r|}r|r| + \left(N_{ur} - mx_g\right)ur - my_g(vr) + N_{uv}uv + N_{uu\delta_r}u^2\delta_r \quad (۲۵)$$

معادلات فوق با صفر در نظر گرفتن w, p, q به صورت ایده‌آل بدست آمده است. درحالیکه در حالت واقعی و تجربی در اثر کوپلینگ بعد سوم مقادیر فوق صفر نبوده و مقدار اندکی به صورت نویز به سامانه وارد می‌شوند. توجه به این موضوع سامانه را از حالت ایده‌آل به حالت واقعی سوق می‌دهد.

۳-۳- معادلات دینامیکی در حضور جریان آب زیرسطحی

از آنجایی که زمین در حال چرخش است، نیروی کوریولیس تلاش خواهد کرد تا جریان‌های اصلی را در نیمکره شمالی به سمت شرق و در نیمکره جنوبی به سمت غرب بچرخاند. در نهایت، گردش‌های اصلی اقیانوس نیز دارای یک جزء جزر و مدی هستند که از فعل و انفعالات سیاره‌ای مانند گرانش ناشی می‌شود. در بسیاری از کتاب‌ها و مقالات جریان آب در دستگاه مختصات بدنه، نسبت به زاویه حمله γ_c در خلاف جهت عقربه‌های ساعت همانند شکل ۳ تعریف شده است [۲۶].



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 گشتاورهای خارجی وارد بر رونده به صورت رابطه (۲۶) است:

$$M\dot{v}_r + C(v_r)v_r + D(v_r)v_r + g(\eta) = \tau \quad (۲۶)$$

که v_r سرعت نسبی آب است.

$$v_r = \begin{bmatrix} v^b - v^b_{current} \\ \omega^b_{b/n} \end{bmatrix} \quad (۲۷)$$

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

$$\begin{aligned} v_{current} &= [u_c \quad v_c \quad 0] \\ u_c &= V_c\cos\left(\beta_c - \psi\right) \\ v_c &= V_c\sin\left(\beta_c - \psi\right) \end{aligned} \quad (۲۸)$$

V_c اندازه سرعت جریان آب است:

$$V_c = \sqrt{{u_c}^2 + {v_c}^2} \quad (۲۹)$$

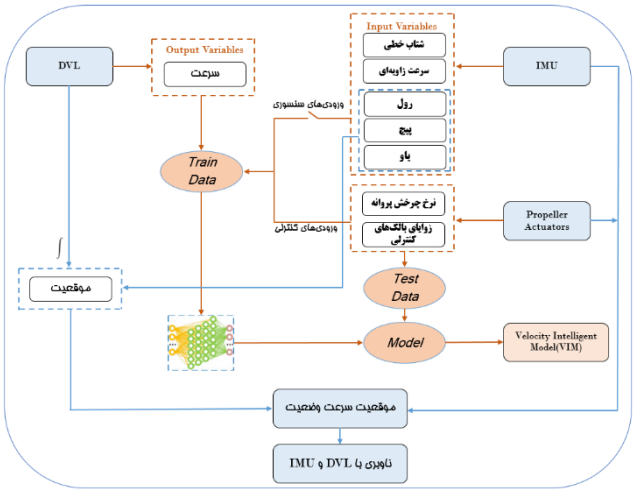
۴- طراحی سامانه کمک‌ناوبری مبتنی بر مدل شبکه عصبی

در ناوبری زیرسطحی، زمانیکه حسگرهای دقیق محاسبه سرعت مانند DVL در دسترس باشد، ناوبری شناور با دقت مطلوبی انجام می‌گیرد. در غیر این صورت می‌بایست سرعت شناور از طریق خروجی شتاب‌سنج محاسبه شود. در استفاده از این روش، بدلیل ایجاد خطاهای انتگرالی جمع‌شونده دقت ناوبری به طور محسوسی کاهش می‌یابد. برای حل این مشکل، شناسایی مدل هوشمند سرعت[۲۶] 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 جمع‌آوری شده و یک روش شناسایی متغیر حالت با ورودی‌ها و خروجی‌های سامانه مدل می‌شود. شناسایی مدل هوشمند سرعت یک روش عملیاتی و کارآمد برای کمک ناوبری است که

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

پیچیدگی‌ها و مشکلات ناشی از تعدد پارامترها را حل می‌کند و زمان ناوبری به کمک مدل را بهبود می‌بخشد.

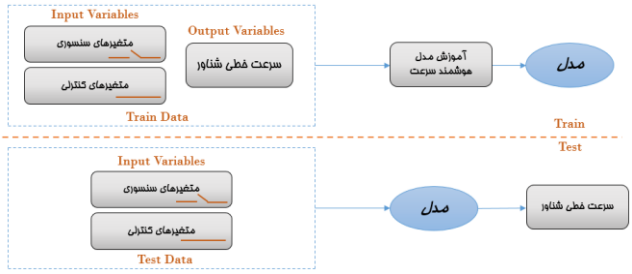
آموزش شبکه عصبی به صورت برون‌خط در حضور حسگر سرعت داپلری صورت می‌گیرد. بعد از آموزش شبکه عصبی مدل هوشمند سرعت استخراج می‌شود. از این مدل سرعت در نبود حسگر اندازه‌گیر سرعت شناور استفاده می‌شود. در شکل ۴ نحوه ناوبری به کمک حسگر DVL و آموزش همزمان شبکه عصبی نمایش داده شده است.



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

هدف استفاده از حسگر DVL، آموزش شبکه عصبی به صورت برون‌خط است. این حسگر در سامانه کمک ناوبری رونده زیرسطحی به صورت مستقیم استفاده نخواهد شد. ورودی‌های شبکه عصبی شامل حسگر IMU، زوایای بالک‌های 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 اندازه‌گیری 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 اندازه‌گیری 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.

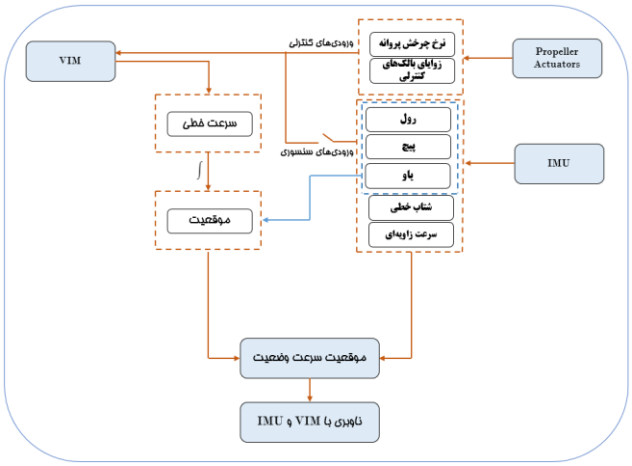


شکل ۵- آموزش مدل هوشمند سرعت و تست شبکه عصبی با ورودی‌های کنترلی و حسگری

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 DVL، مدل شبکه عصبی به عنوان حسگر مجازی جایگزین DVL 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 VIM، 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 خودرگرسیون برونی غیرخطی[۲۷]

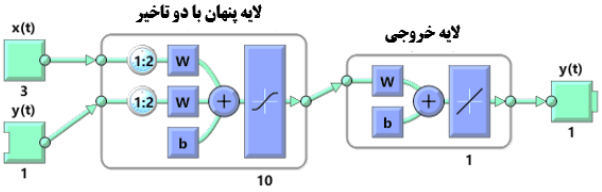
مدل شبکه عصبی NARX یکی از نسخه‌های شبکه عصبی است که برای پیش‌بینی سری‌های زمانی غیرخطی بسط یافته است. این مدل به صورت بازگشتی عمل نموده و از بازخورد پیش‌بینی‌های صورت گرفته توسط خود حین آموزش استفاده می‌کند. علاوه بر

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

این، تاخیر زمانی متغیرهای ورودی و خروجی و اثر آنها بر روندهای شبیه‌سازی را لحاظ می‌کند. اعمال تاخیر در داده‌های ورودی به مدل NARX اشاره به این دارد که متغیری که قرار 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 نیز تاخیر در نظر گرفته می‌شود. به بیان ریاضی، در این مدل مقادیر پیش‌بینی متغیرها، به n_x تعداد متغیرهای مستقل و n_y تعداد متغیرهای وابسته بستگی دارد n_x و n_y به ترتیب بیانگر مرتبه‌ی حافظه‌ی ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه عصبی NARX هستند:

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n_y), x(t-1), \dots, x(t-n_x)) \quad (۳۰)$$

در معادله (۳۰)، $x()$ و $y()$ به ترتیب بیانگر متغیرهای وابسته و مستقل و $y(t)$ متغیر هدف در زمان حاضر است.

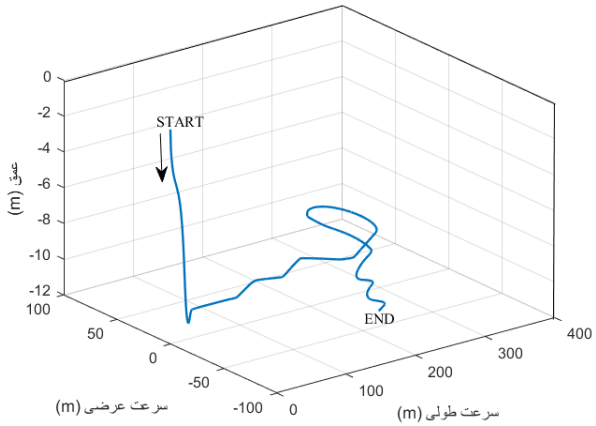


شکل ۷- معماری شبکه عصبی NARX

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 می‌شود. لایه پنهان شامل یک یا چند نورون است که تعداد بهینه آن‌ها معمولا از طریق سعی و خطا بدست می‌آید. لایه خروجی از ترکیب مقادیر واقع در لایه پنهان تشکیل شده که به خروجی موردنظر منجر می‌شود. معماری شبکه عصبی NARX معرف میزان تاخیر در داده‌های ورودی و خروجی و تعداد نورون‌های لایه پنهان بوده که می‌توان با انجام سناریوهای حرکتی مختلف و روش سعی و خطا به معماری مطلوب دست یافت. شکل ۷ معماری شبکه عصبی NARX به کار گرفته شده در این پژوهش را نمایش می‌دهد.

۵ – پیاده‌سازی 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 می‌پذیرد. 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 می‌پذیرد.



شکل ۸- مسیر حرکت زیرسطحی برای آموزش شبکه عصبی و شناسایی مدل دینامیکی رونده زیرسطحی

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 هنگام کاهش تعداد ورودی‌ها از دوازده به سه ورودی به صورت محسوسی کاهش می‌یابد. نتایج آموزش شبکه عصبی NARX در دو حالت دوازده و سه ورودی تغییر محسوسی نداشته و در هر دو حالت نتایج مطلوبی حاصل می‌گردد.

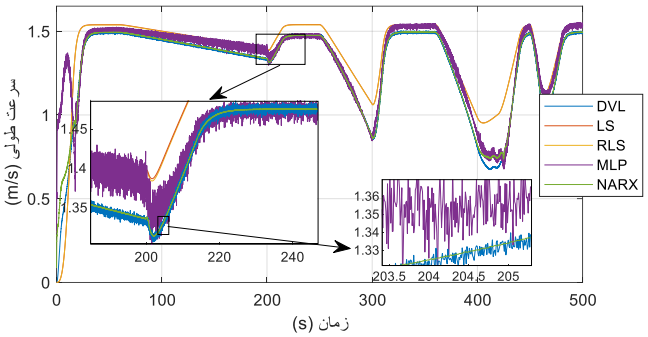
جدول ۲- میانگین مربعات خطای آموزش سرعت خطی شناور با شبکه عصبی MLP و NARX با ۳ و ۱۲ ورودی (cm/s)

	MLP		NARX	
	۱۲ ورودی	۳ ورودی	۱۲ ورودی	۳ ورودی
سرعت طولی (u)	۲	۲۰	۰/۱	۰/۱
سرعت عرضی(v)	۰/۰۱	۱	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۲

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

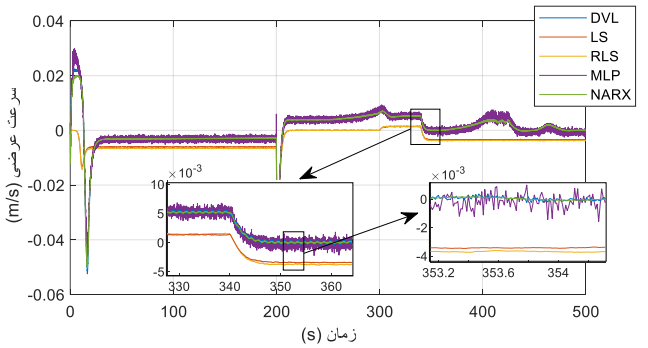
پس از آموزش شبکه عصبی و ساخت مدل هوشمند سرعت، ارزیابی مدل ساخته شده از طریق مانورهای مختلف حرکتی صورت می‌گیرد. در این بخش الگوریتم‌های شبکه عصبی NARX و MLP با دوازده ورودی و سه ورودی و همچنین الگوریتم‌های شناسایی LS و RLS توسط چهار مانور حرکتی در دوبعد و سه‌بعد مورد ارزیابی و مقایسه قرار خواهند گرفت.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

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.



شکل ۹- خروجی شناسایی سرعت طولی در تست سه‌بعد

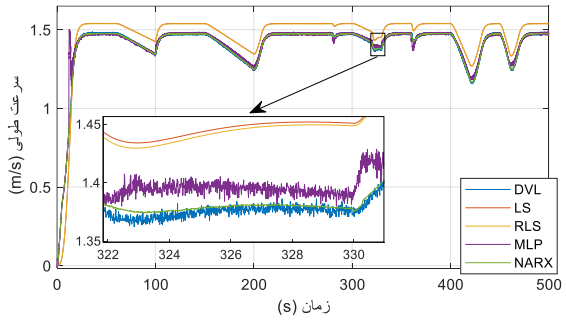
در نتایج خروجی نمایش داده شده نتایج خروجی سرعت افقی اندازه‌گیری شده توسط حسگر DVL با رنگ آبی، شناسایی سرعت شناور در صفحه افقی توسط الگوریتم‌های شناسایی LS و RLS با رنگ‌های قرمز و نارنجی و الگوریتم‌های شناسایی شبکه عصبی MLP و NARX با رنگ‌های بنفش و سبز نمایش داده شده است.



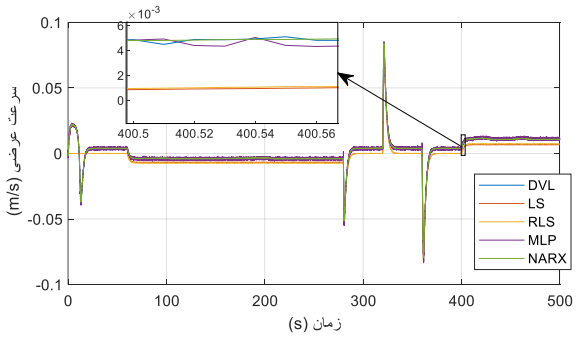
شکل ۱۰- خروجی شناسایی سرعت عرضی در تست سه‌بعد

خروجی حسگر DVL فقط شامل خطای اندازه‌گیری بوده و مرجع اندازه‌گیری 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 نبوده و بلکه نویز در این روش افزایش یافته است. در ابتدای حرکت بدلیل نوسان بالک‌های کنترلی ناشی از فرمان تغییر زوایا 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.



شکل ۱۱- خروجی شناسایی سرعت طولی در تست دوبعد دایره‌ای-زیگزاگی



شکل ۱۲- خروجی شناسایی سرعت عرضی در تست دوبعد دایره‌ای-زیگزاگی

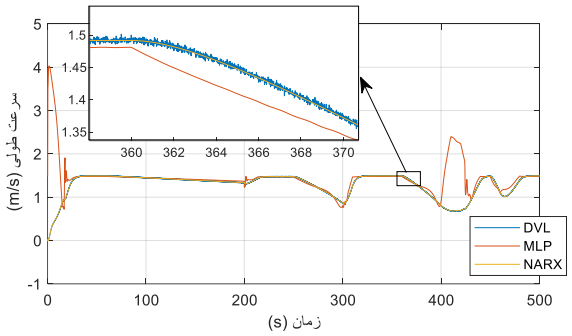
در حالت کلی دقت شناسایی مدل سرعت بدلیل مانور دوبعدی ایجاد شده و تست سه‌درجه‌آزادی در تمام الگوریتم‌ها بهبود یافته است. بهبود دقت نتایج شناسایی الگوریتم‌های شبکه عصبی فقط ناشی از ساده‌سازی حرکت شناور و کاهش دینامیک آن است ولی بهبود دقت مدل دیفرانسیلی شناسایی شده توسط الگوریتم‌های حداقل مربعات علاوه بر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

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

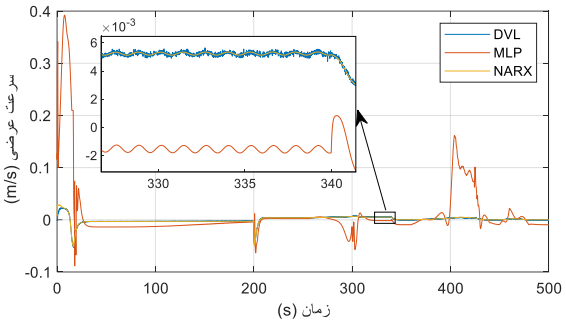
و یا حذف مقادیر بعد سوم است. وجود حالت بایاس در شناسایی از روش مدل دیفرانسیلی به دلیل نبود مقادیر بعد سوم در معادلات دینامیکی سه‌درجه آزادی شناور است. این درحالیست که در حالت واقعی و در شبیه‌سازی صورت گرفته مقادیر ثابت و کوچکی در بعد سوم نیز ایجاد می‌شود. این مقادیر به صورت خطا در شناسایی سه‌درجه‌آزادی 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 ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه عصبی و شناسایی دقیق مقادیر سرعت در هر لحظه به بالاترین دقت می‌رسد. درصد خطای شناسایی این الگوریتم برای سرعت طولی ۰/۶ درصد و برای سرعت عرضی ۰/۱ درصد است. این میزان خطا نیز ناشی از نویز حسگری موجود در اندازه‌گیری حسگر سرعت داپلری می‌باشد 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 اندازه‌گیری حسگرها می‌باشد که در دقت شناسایی تاثیرگذار 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 داپلری مقایسه شده است.

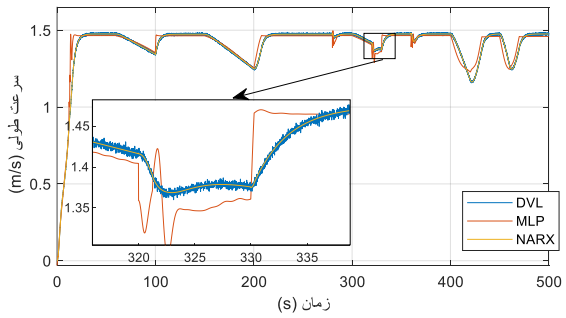


شکل ۱۳- خروجی شناسایی سرعت طولی در تست سه بعدی توسط شبکه عصبی با سه ورودی کنترلی

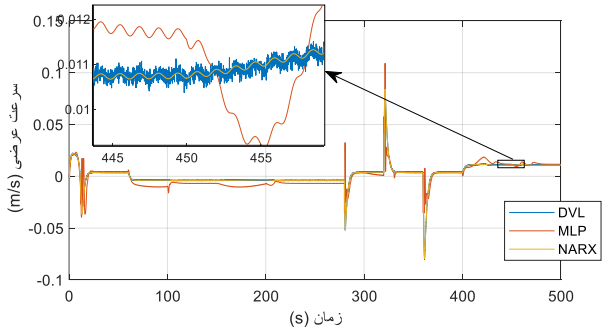


شکل ۱۴- خروجی شناسایی سرعت عرضی در تست سه بعدی توسط شبکه عصبی با سه ورودی کنترلی

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 نمی‌باشد.



شکل ۱۵- خروجی شناسایی سرعت طولی در تست دوبعد دایره‌ای-زیگزاگی توسط شبکه عصبی با سه ورودی کنترلی



شکل ۱۶- خروجی شناسایی سرعت عرضی در تست دوبعد دایره‌ای-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

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

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

در حالت کلی با حذف ورودی‌های حسگری شبکه عصبی، مشکل خطای بوجود آمده از نویز حسگرها برطرف می‌شود 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 نمی‌یابد بلکه از دقت شناسایی نیز کاسته می‌شود. برخلاف شبکه عصبی MLP، شبکه عصبی NARX با وجود تاخیر در ورودی‌ها و خروجی‌های الگوریتم که سبب آموزش به هنگام تست می‌گردد، شبکه را با مانور جدید وفق داده و شناسایی به بهترین حالت صورت می‌گیرد. این الگوریتم با تعداد ورودی کم نیز نتایج دقیقی را ارائه می‌دهد.

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 حرکتی از ۰ تا ۱/۵ متر بر ثانیه می‌باشد. 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 چرخش پروانه است.

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

			میانگین مربعات خطا(cm/s)				نسبت درصد خطای الگوریتم‌ها به تغییرات خروجی(%)			
			LS	RLS	MLP	NARX	LS	RLS	MLP	NARX
تست ۱	u	۱۲ ورودی	۱۱	۱۱	۳۰	۰/۲	۷/۳	۷/۳	۲۰	۰/۱
		۳ ورودی	--	--	۴	۱	--	--	۲/۶	۰/۶
	v	۱۲ ورودی	۰/۲	۰/۱	۲	۰/۰۱	۳/۳	۱/۶	۳۳	۰/۱
		۳ ورودی	--	--	۰/۰۹	۰/۰۱	--	--	۱/۵	۰/۱
تست ۲	u	۱۲ ورودی	۷	۷	۳	۰/۲	۴/۶	۴/۶	۲	۰/۱
		۳ ورودی	--	--	۱	۰/۳	--	--	۰/۶	۰/۲
	v	۱۲ ورودی	۰/۳	۰/۳	۰/۶	۰/۰۱	۱/۶	۱/۶	۳	۰/۰۵
		۳ ورودی	--	--	۰/۰۶	۰/۰۱	--	--	۰/۳	۰/۰۵
تست ۳	u	۱۲ ورودی	۷	۷	۲	۰/۲	۴/۶	۴/۶	۱/۳	۰/۱
		۳ ورودی	--	--	۲	۰/۳	--	--	۱/۳	۰/۲
	v	۱۲ ورودی	۰/۳	۰/۳	۰/۴	۰/۰۱	۱۵	۱۵	۴	۰/۵
		۳ ورودی	--	--	۰/۲	۰/۰۱	--	--	۱۰	۰/۵
تست ۴	u	۱۲ ورودی	۶	۶	۱	۰/۲	۴	۴	۰/۶	۰/۱
		۳ ورودی	--	--	۰/۷	۰/۳	--	--	۰/۴	۰/۲
	v	۱۲ ورودی	۰/۳	۰/۳	۰/۸	۰/۰۲	۱/۶	۱/۶	۴	۰/۱
		۳ ورودی	--	--	۰/۰۶	۰/۰۲	--	--	۰/۳	۰/۱

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 اندازه‌گیری 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 ۰/۴ و ۲ سانتی‌متر بر ثانیه و برای سرعت عرضی ۰/۰۱ و ۰/۱ 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

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

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 می‌یابد. 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، می‌توان اعتبار و کارایی بالای این الگوریتم در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر را نتیجه گرفت.

۴ - نتیجه گیری

چالش و دغدغه این پژوهش یافتن روش مناسب جایگزین حسگر سرعت داپلر برای اندازه‌گیری 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 طی 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 تاثیرگذار در حرکت می‌تواند روش مناسبی برای شناسایی سامانه باشد. در این روش برخلاف روش مدل دیفرانسیلی شناور، 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 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 می‌توان نتیجه گرفت که کارایی الگوریتم شناسایی مدل به ترتیب مختص روش‌های شبکه عصبی NARX، شبکه عصبی MLP، روش شناسایی RLS و روش شناسایی LS 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 پی دارد. در واقع می‌توان نتیجه گرفت شبکه عصبی NARX تمام عیوب الگوریتم‌های فوق را پوشش داده و با تاخیر موجود در الگوریتم محاسباتی و آموزش به هنگام تست، به بهترین دقت در شناسایی رسیده است. دقت بالا، امکان شناسایی آنلاین، سادگی شناسایی 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)

۶ - مراجع

1- Blidberg, D.R. The development of autonomous underwater vehicles (AUV); a brief summary. in Ieee Icra. 2001. Citeseer.
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

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]
[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]

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.

7- 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 high-gain 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 model-aided 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 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.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.17357608.1402.19.39.5.1]

[DOI: 10.61186/marineeng.19.39.65]