Journal of Acoustical Society of Iran, Vol. 13, No. 1, 2025

(Research Article)
Improvement of Doppler Velocity Log Measurements Using a Data-Driven Approach Based on Convolutional Neural Networks for Underwater Vehicle Navigation

Seyed Mostafa Hosseini*, Ali Rmezani Varkani, Abolfazl Meighani Nejad
Electrical Engineering Department, Imam Khomeini University
Received: 2024/11/10, Accepted: 2025/06/20

Abstract:

Underwater vehicles (submersibles) typically have a wide range of commercial and military applications. Due to the limitations of satellite-based navigation systems underwater, the navigation and positioning of these vehicles pose significant challenges. One of the most effective and widely-used methods without spatial constraints for positioning such vessels is the integration of an Inertial Navigation System (INS) with a Doppler Velocity Log (DVL). In this integrated navigation system, the DVL calculates the vehicle's velocity vector, the accuracy of which is crucial for overall navigation precision and aids in estimating the navigation system's state variables. This study proposes a data-driven Convolutional Neural Network (CNN) approach for regressing the DVL-estimated velocity vector, which enhances estimation accuracy and can replace conventional model-based estimators such as the Least Squares (LS) method. The proposed method utilizes current DVL beam measurements and inertial sensor data (from accelerometers and gyroscopes) to estimate the vehicle's velocity. Simulations and experiments were conducted using real DVL data to validate the proposed method against the model-based approach. The results demonstrate that the proposed method achieves an improvement of over 60% in estimating the DVL velocity vector.

Keywords: Doppler velocity log, Integrated navigation system, Convolutional neural network, Deep learning.

pp. 53-61 (In Persian)

* Corresponding author E-mail: Seied64@yahoo.com

[Downloaded from joasi.ir on 2026-11-29]

مقاله پژوهشی

مجله انجمن علوم صوتی ایران

سال: ۱۴۰۴، دوره: ۱۳، شماره ۱، صفحات: ۵۳-۶۱

بهبود اندازه‌گیری‌های سرعت‌سنج داپلر با استفاده از یک رویکرد مبتنی بر داده بر پایه شبکه عصبی پیچشی برای ناوبری شناورهای زیرآبی

سید مصطفی حسینی*، علی رمضانی ورکانی، ابوالفضل میقانی‌نژاد

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علوم دریایی امام خمینی (ره)

دریافت: ۱۴۰۳/۰۸/۲۰، پذیرش: ۱۴۰۴/۰۳/۳۰

چکیده

شناورهای زیرآبی (زیردریایی‌ها) عموما کاربردهای مختلفی در حوزه‌های تجاری و نظامی دارند. به علت محدودیت استفاده از سامانه ناوبری ماهواره‌ای در زیرآب، عموماً ناوبری و تعیین موقعیت این شناورها در زیرآب با چالش همراه است. یکی از بهترین روش‌های رایج و بدون محدودیت مکانی برای تعیین موقعیت این شناورها، تلفیق سامانه ناوبری لَختی (INS) با سرعت‌سنج داپلری (DVL) است. در این سامانه ناوبری، سرعت‌سنج داپلری، بردار سرعت شناور را محاسبه می‌کند که دقت نقش تعیین‌کننده در دقت ناوبری داشته و به تخمین متغیرهای حالت‌های سامانه ناوبری کمک می‌کند. این پژوهش، یک روش مبتنی بر داده بر پایه شبکه عصبی پیچشی (CNN) برای رگرسیون بردار سرعت تخمینی با استفاده از سرعت‌سنج داپلری را پیشنهاد می‌کند. دقت تخمین بردار سرعت در این روش بهبود می‌یابد و می‌تواند جایگزین رویکرد رایج مبتنی بر الگو مانند روش حداقل مربعات شود. در این روش، از اندازه‌گیری‌های پرتو سرعت‌سنج داپلری فعلی و داده‌های حسگر لَختی (شتاب‌سنج و چرخش‌نما) برای تخمین سرعت شناور استفاده می‌شود. شبیه‌سازی و تست با داده‌های واقعی سرعت‌سنج داپلری انجام شد تا روش پیشنهادی با رویکرد مبتنی بر الگو اعتبارسنجی شود. نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی به بهبود بیش از ۶۰ درصد در تخمین بردار سرعتِ حاصل از سرعت‌سنج داپلری دست یافته است.

کلیدواژه‌ها: سرعت‌سنج داپلری، سامانه ناوبری ترکیبی، شبکه عصبی پیچشی، یادگیری عمیق.

۱. مقدمه

سامانه ناوبری نقش کامل‌کننده مسیر پس‌خور، در حلقه کنترل و هدایت تجهیزات با شش درجه آزادی حرکت را دارد. این سامانه متغیرهای موقعیت، سرعت و وضعیت وسیله متحرک را نسبت به یک دستگاه مرجع محاسبه می‌کند و این اطلاعات را بنابه نیاز، در اختیار سامانه‌های کنترل و هدایت قرار می‌دهد. سامانه‌های ناوبری دارای تنوع فراوانی مانند سیستم ناوبری لَختی[1]، ماهواره‌ای، رادیویی، مغناطیسی، سماوی و غیره هستند [۱].

به خاطر اخلال در انتشار امواج الکترومغناطیس در زیرآب، امکان اخلال الکترونیکی در داده‌ها و یا عدم دسترسی به داده‌های ماهواره، استفاده از سیستم ناوبری جهانی برای موقعیت‌یابی و ناوبری را با مشکل مواجه می‌کند [۲].

از این‌رو، سیستم ناوبری لَختی متصل به بدنه[2] مطمئن‌ترین سیستم برای فعالیت‌های ناوبری در دریا به شمار می‌رود [۳]. در سیستم ناوبری لَختی از حسگرهای شتاب‌سنج و چرخش‌نما[3]، برای اندازه‌گیری شتاب خطی و سرعت‌های زاویه‌ای وسیله استفاده می‌شود [۴].

به علت ماهیت غیرخطی و خطای زیاد این حسگرها، الگوسازی و تصحیح خطای آن‌ها مشکل است. چون محاسبه سرعت و موقعیت توسط الگوریتم ناوبری بر اساس داده‌های قبلی انجام می‌شود، خطای آن‌ها

* نویسنده پاسخگو: Seied64@yahoo.com

[1] Inertial navigation system
[2] SINS; Strapdown Inertial Navigation System
[3] Gyroscope

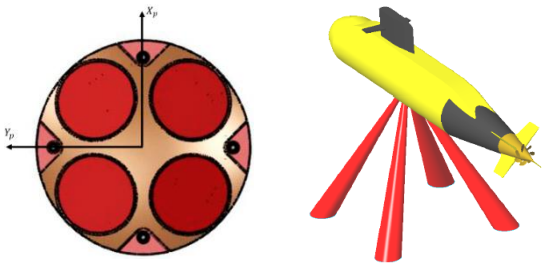
[Downloaded from joasi.ir on 2026-11-29]

تجمعی بوده، به‌سرعت با زمان افزایش می‌یابد. به‌خصوص زمانی که در مأموریت‌های طولانی‌مدت استفاده می‌شود. بنابراین، ضروری است در بازه‌های زمانی مشخص با یک سامانه ناوبری دیگر یا سایر اندازه‌گیری‌های خارجی مستقل، ادغام شده و خطای آن تصحیح گردد [۵].

از روش‌های رایج برای غلبه بر این خطاهای تعیین موقعیت در شناورهای دریایی، ادغام با روش‌های تعیین موقعیت صوتی نظیر اِل‌بی‌اِل[1] و یو‌اِس‌بی‌اِل[2] است [۶].

هم‌چنین، سیستم ناوبری لَختی با حسگرهای خارجی چون سرعت‌سنج داپلری که سرعت شناور را نسبت به کف دریا محاسبه می‌کند، برای اندازه‌گیری سرعت شناور ترکیب می‌شود [۷].

سرعت‌سنج داپلری از چهار مبدل (تراگذار[3]) ساخته شده‌است که چهار پرتو صوتی را به کف دریا ساطع می‌کنند و با تجزیه و تحلیل امواج پژواک شده از کف دریا و بر اساس قانون داپلر، سرعت شناور را محاسبه می‌کند. پیکربندی چهار مبدل سرعت‌سنج داپلری که با زاویه مساوی از فرستنده قرار دارند در شکل ۱ نشان داده شده‌است [۲].



شکل ۱ سرعت‌سنج داپلری [۷].

سرعت‌سنج داپلری یک حسگر دقیق برای اندازه‌گیری سرعت در زیرآب است که قادر است سرعت را با دقت ۰٫۲ درصد اندازه‌گیری کند. لذا تلفیق این حسگر با سامانه ناوبری لَختی یک روش رایج در تحقیقات و پژوهش‌های حوزه سامانه‌های ناوبری قلمداد می‌شود.

یان و همکاران (۲۰۱۹) سیستم ناوبری ترکیبی بر پایه سیستم ناوبری لَختی و سرعت‌سنج داپلری ارائه نمودند که در آن برای ترکیب اطلاعات از یک صافی[4] کالمن خطی تطبیقی همراه با جبران‌ساز بهره صافی کالمن برای مقابله با تغییرات ناگهانی زیادی که در خطای بین اندازه‌گیر و مشاهدات حاصل از تخمین ایجاد می‌شود استفاده می‌شود [۸].

حسینی و همکاران (۲۰۲۳) یک سامانه ناوبری ترکیبی بر پایه آی‌اِن‌اِس/دی‌وی‌اِل[5] ارائه نمودند که در مواجهه با پدیده گم‌شدن اطلاعات سرعت‌سنج داپلری از روش وابستگی ضعیف[6] توسعه‌یافته مبتنی بر باریکه[7] مجازی استفاده شده‌است. درضمن برای رفع محدودیت‌های روش وابستگی ضعیف از یک صافی تطبیقی بر پایه تابع هزینه هوبر برای تخمین خطاهای ناوبری استفاده می‌شود [۲].

حسینی و همکاران (۲۰۱۶) یک سیستم ناوبری ترکیبی بر پایه سیستم ناوبری لَختی و حسگرهای خارجی (سرعت‌سنج داپلری، عمق سنج و مغناطیس‌سنج) ارائه نمودند. در این سیستم برای ترکیب اطلاعات حاصل از این حسگرها از یک صافی کالمن توسعه‌یافته[8] زمان پیوسته استفاده می‌شود، که با اعمال به الگو دینامیکی ربات شبه‌سنج‌های ناوبری ربات تخمین زده می‌شوند. در این روش تصحیح خطای ناشی از حسگرها در خروجی صافی لحاظ می‌شود [۹].

یک رویکرد رایج در تلفیق سامانه ناوبری لَختی و سرعت‌سنج داپلری استفاده از صافی کالمن خطی و غیرخطی مانند صافی کالمن توسعه یافته یا صافی کالمن بدون بو[9] با سرعت‌سنج داپلری به عنوان حسگر کمکی است[۱۰].

کوهن و همکاران (۲۰۲۲) به جنبه‌های دیگر چنین ادغام داده آی‌اِن‌اِس/دی‌وی‌اِل به تراز و واسنجی[10] بین ناوبری لَختی و سرعت‌سنج داپلری پرداخته‌اند [۱۱].

[1] LBL; Long Baseline
[2] LSBL; Ultra-Short Baseline
[3] Tranducer
[4] Filter
[5] INS/DVL; Inertial Navigation System/ Doppler Velocity Log
[6] LC; Loosely Coupled
[7] Beam
[8] EKF; Extended Kalman Filter
[9] UKF; Unscented Kalman Filter
[10] Calibration

[Downloaded from joasi.ir on 2026-11-29]

به عنوان مثال، لی و همکاران (۲۰۱۵) یک واسنجی تراز حسگر لَختی[1] و سرعت‌سنج داپلری برای دقت بهتر ارائه نمودند [۱۲]. در تمام روش‌های فوق، سرعت‌سنج داپلری به دلیل دقت آن، برای تعیین دقت ادغام داده استفاده می‌شود.

به موازات پیشرفت‌ها در ناوبری تجهیزات زیرآبی، رویکردهای مبتنی بر داده، نتایج بسیار خوبی در زمینه‌های مختلف برای بهبود دقت ناوبری و استحکام نشان می‌دهند.

شورین و همکاران (۲۰۲۲) یک رویکرد یادگیری ترکیبی عمیق برای بهبود ناوبری کور یک کوادکوپتر ارائه نمودند [۱۳].

هو و همکاران (۲۰۲۱) یک سامانه ناوبری مبتنی بر داده بر پایه یادگیری تقویتی عمیق برای ربات‌ها در فضای بسته ارائه نمودند [۱۴].

علاوه بر این، رویکردهای داده محور با استفاده از اندازه‌گیری‌های سرعت‌سنج داپلری، که در شرایط عادی عمل می‌کنند، در سال‌های اخیر مورد تحقیق قرار گرفته‌اند.

ژانگ و همکاران (۲۰۲۰) یک شبکه یادگیری عمیق به نام ناو-نِت[2] که داده‌های سامانه تعیین وضعیت زاویه‌ای اِی‌اِچ‌آر‌اِس[3] و سرعت‌سنج داپلری را ترکیب می‌کند پیشنهاد و عملکرد خوبی را از نظر دقت ناوبری و تحمل خطا نشان دادند [۱۵].

علاوه بر این، مو و همکاران (۲۰۱۹) یک سامانه ناوبری نقطه به نقطه را با ترکیب اِی‌اِچ‌آر‌اِس و سرعت‌سنج داپلری با شبکه‌های عصبی بازگشتی پیشنهاد کردند [۱۶].

لیو و همکاران (۲۰۲۲) از یک روش مبتنی بر شبکه عصبی تابع پایه شعاعی برای سامانه ناوبری تلفیقی آی‌اِن‌اِس/دی‌وی‌اِل ارائه نمودند. در این سامانه برای مواجهه با شرایطی که سرعت‌سنج داپلری در دسترس نیست که می‌تواند شامل اندازه‌گیری جزئی پرتو سرعت‌سنج یا دریافت اطلاعات پرت از تراگذار باشد، از روش مبتنی بر یادگیری عمیق استفاده شده است [۱۰].

ساکسویک و همکاران (۲۰۲۱) یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق برای حل مسئله محاسبه سمت شناور زیرآبی به جای استفاده از روش حداقل مربعات تکراری مبتنی بر الگو ارائه نمودند. آن‌ها با شبیه‌سازی نشان دادند که رویکرد یادگیری عمیق مبتنی بر داده بهتر از حداقل مربعات تکراری عمل می‌کند [۱۷].

اگرچه آن‌ها روی یک مسئله غیرخطی با حسگرهای مختلف و یک مسئله محلی‌سازی به‌جای یک مسئله ناوبری کار می‌کنند، این نشان می‌دهد که یادگیری عمیق می‌تواند نتایج بهتری را در مقایسه با یک تخمین‌گر شبه‌سنج استاندارد مانند روش حداقل مربعات[4] به دست آورد.

در این پژوهش، از یک رویکرد مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی[5] برای تخمین بردار سرعت شناور زیرآبی با ترکیب اندازه‌گیری پرتوهای سرعت‌سنج داپلری و اندازه گیرهای شتاب‌سنج و چرخش‌نما استفاده می‌شود. که هدف جایگزینی آن با روش مبتنی بر الگو حداقل مربعات است. برای این منظور، از ویژگی‌های منحصر به فرد یادگیری عمیق مانند کاهش نوفه، قابلیت ثبت رفتار غیرخطی و سایر ویژگی‌های عدم قطعیت در داده‌ها استفاده می‌شود. در مطالعه حاضر ابتدا معادلات سرعت‌سنج داپلری و الگو ریاضی خطای آن شرح داده می‌شود. سپس رویکرد پیشنهادی مبتنی بر یادگیری عمیق و معماری شبکه پیچشی را معرفی می‌کند. نتایج حاصل از شبیه‌سازی و آزمایش ارائه شده است. درنهایت به بحث و نتیجه‌گیری در مورد روش پیشنهادی پرداخته می‌شود.

۲. مواد و روش‌ها

۲-۱. الگو ریاضی سرعت‌سنج داپلری

سرعت‌سنج داپلری، با ارسال و دریافت امواج صوتی توسط یک یا چند مبدل (تراگذار) و تجزیه و تحلیل امواج پژواک‌شده از کف دریا و بر اساس قانون داپلر،

[1] IMU; Inertial Measurement Unit
[2] NavNet; Navigation Network
[3] AHRS; Attitude and Heading Reference System
[4] LSE; Least Squares Estimator
[5] Convolutional

[Downloaded from joasi.ir on 2026-11-29]

سرعت شناور را محاسبه می‌کند. با توجه به ناشناخته‌بودن بستر دریا از نظر پستی و بلندی و هم‌چنین حرکات زاویه‌ای شناور (چرخش جانبی و طولی) که ممکن است باعث عدم دریافت علامت[1] صوتی بازگشتی از کف دریا شود، عموماً سرعت‌سنج از ترکیب ۴ تراگذار که با زاویه مساوی از فرستنده قرار گرفته‌اند تشکیل می‌شود.

پیکربندی باریکه‌های یک سرعت‌سنج داپلری با روش‌های مختلفی مانند (+) یا (×) که به جانوس[2] شناخته می‌شود، انجام می‌شود. در ساختار (×) دو باریکه در یک جهت و با زاویه ۴۵ درجه نسبت به راستای حرکت شناور (محور x) قرار دارند و ۲ باریکه دیگر نیز قرینه این دو باریکه هستند که تشکیل یک ساختار متقارن را می‌دهند. هر ۴ باریکه با محور عمودی (z) زاویه ۲۵ درجه دارند. این ساختار در شکل ۲ نشان داده شده است [۱۸].

بسامد علامت دریافتی در گیرنده سرعت‌سنج داپلری برابراست با:

$$f_r = f_t\left(\frac{1 \mp v_{beam}}{1 \pm v_{beam}}\right) \qquad (۱)$$

که f_r و f_t به ترتیب بسامدهای علائم دریافتی و ارسالی هستند. v_{beam} سرعت هر باریکه سرعت‌سنج داپلری و متغیر c هم سرعت صوت در آب دریا است. با ضرب مزدوج مخرج و با فرض این‌که سرعت وسیله نقلیه خیلی پایین‌تر از سرعت صوت است، می‌توان از مجذور عبارات چشم پوشی کرد. پس جابه‌جایی بسامدی[3] برابر است با:

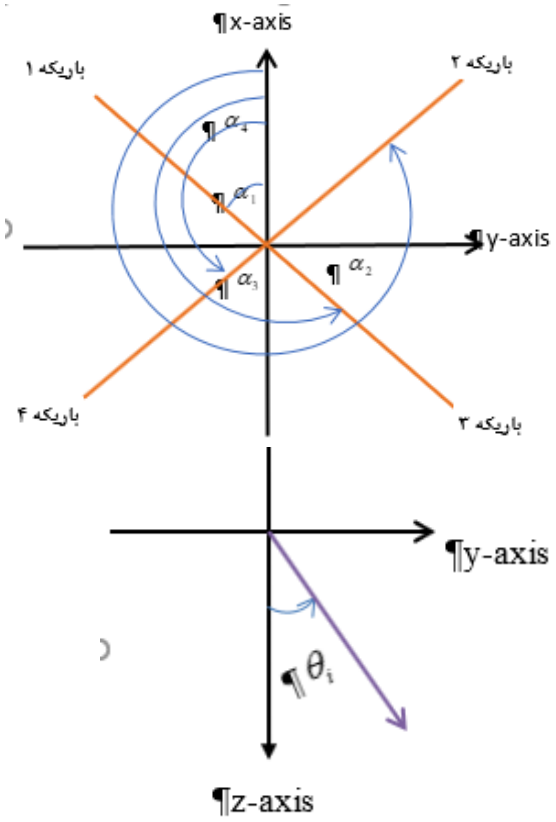
$$\Delta f \approx \frac{2 f_t v_{beam}}{c} \qquad (۲)$$

پس سرعت هر باریکه سرعت‌سنج برابر است با:

$$v_{beam} = \frac{c}{2 f_t}\Delta f \qquad (۳)$$

که با استفاده از روابط مثلثاتی، بردار واحد حول محور تراگذار برای هر یک از باریکه‌ها با رابطه (۴) تعریف می‌شود:

$$U_i = \begin{bmatrix} \cos(\alpha_i)\sin(\theta_i) \\ \sin(\alpha_i)\sin(\theta_i) \\ \cos(\theta_i) \end{bmatrix} \qquad (۴)$$



شکل ۲ پیکربندی سرعت‌سنج داپلری.

که با تعریف ماتریس انتقال H رابطه بین سرعت اندازه‌گیری‌شده در دستگاه مختصات بدنی v_b^b که مرکز آن در مرکز ثقل شناور است و سرعت اندازه‌گیری‌شده در دستگاه مختصات حسگر که توسط هر یک از باریکه‌های سرعت‌سنج v_{beam} اندازه‌گیری می‌شود برابر است با:

$$v_{beam} = H v_b^b \quad , \quad H = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \end{bmatrix}_{4\times 3} \qquad (۵)$$

که ماتریس H از بردار واحد جهت‌گیری باریکه‌ها تشکیل می‌شود. سرعت‌سنج داپلری سرعت شناور را با دو روش (الف) سرعت شناور نسبت به کف دریا و (ب)

[1] Signal
[2] Janus
[3] Frequency shift

[Downloaded from joasi.ir on 2026-11-29]

محاسبه سرعت نسبت به حجم فشرده‌شده یا گسترده‌ای از آب محاسبه می‌کند.

منابع عمده خطای سرعت‌سنج داپلری شامل خطای سرعت صوت در آب و جابه‌جایی بسامدی رانشی[1] در خروجی آن است. خطای سرعت صوت در آب به عنوان خطای ضریب مقیاس شناخته می‌شود و جابه‌جایی بسامدی رانشی به عنوان خطای تصادفی حسگر شناخته می‌شود. الگو ریاضی علامت خروجی سرعت‌سنج داپلری شامل هر چهار باریکه برابر است با:

$$v_{beam}=H(1+s_{DVL})v^b+b_{DVL}+n \qquad (۶)$$

که در این رابطه s_{DVL} خطاهای ضریب مقیاس سرعت‌سنج است که ناشی از عدم قطعیت موجود در سرعت صدا در آب دریا است که به میزان شوری آب وابسته است، v^b بردار سرعت ربات زیرآبی در دستگاه مختصات بدنی، b_{DVL} بردار رانشی هر چهار باریکه سرعت‌سنج است و n نوفه اندازه‌گیر است که گاوسی است.

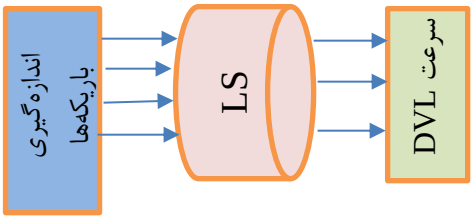
با اندازه‌گیری مقادیر سرعت باریکه‌های سرعت‌سنج داپلری، سرعت شناور در دستگاه مختصات بدنی تخمین زده می‌شود. برای به دست آوردن یک تخمین خوب از بردار سرعت شناور، اندازه‌گیری‌های باریکه سرعت‌سنج باید صاف و تبدیل شوند. از روش‌های رایج برای این منظور، استفاده از روش حداقل مربعات خطی مطابق روابط زیر است:

$$\tilde{v}_b^b=\text{argmin}\|y-Hv_b^b\|^2 \qquad (۷)$$

پاسخ رابطه (۷) برابر است با ماتریس شبه معکوس ماتریس H، ضربدر بردار سرعت اندازه‌گیری‌شده پرتوها y است که برابر است با:

$$\tilde{v}_b^b=(H^TH)^{-1}H^Ty \qquad (۸)$$

در واقع عملگر حداقل مربعات دو عملیات را انجام می‌دهد. ابتدا صاف‌کردن نوفه و دوم انتقال بردار سرعت اندازه‌گیری‌شده از دستگاه مختصات حسگر به دستگاه مختصات بدنی شناور است. ساختار روش حداقل مربعات در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳ ساختار روش حداقل مربعات.

۲-۲. معماری شبکه عصبی پیچشی

در روش سنتی[2] همانطور که در بخش قبل گفته شد، محاسبه سرعت از روش حداقل مربعات استفاده می‌شود. از مزایای روش حداقل مربعات علاوه‌بر سادگی، این است که چون اندازه‌گیرهای مستقل را به طور معمول با فرض یک وردایی[3] نوفه ثابت در نظر میگیرد، روش حداقل مربعات با روش حداکثر احتمال منطبق می‌شود. در نتیجه، خروجی روش حداقل مربعات مقدار بهینه است.

در عمل چون یکی از خطاهای سرعت‌سنج داپلری وجود نوفه با مشخصات آماری نامشخص است و هم‌وردایی[4] نوفه اندازه‌گیر سرعت‌سنج بسته به میزان شوری آب و شرایط محیطی زیر آب متغیر است.

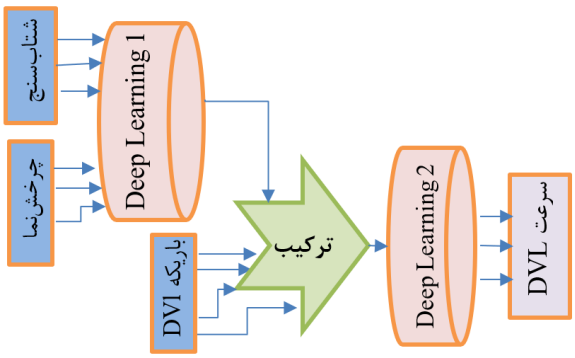
پس استفاده از روش سنتی تخمین‌گر حداقل مربعات برای محاسبه سرعت شناور با چالش همراه است. برای غلبه بر این مشکل، در این پژوهش، به جای استفاده از رویکرد حداقل مربعات، یک رویکرد مبتنی بر داده‌های حاصل از اندازه‌گیر سرعت‌سنج داپلری برای تخمین بردار سرعت شناور بهره می‌گیرد.

انگیزه ما از ادبیاتی ناشی می‌شود که استفاده از رویکردهای مبتنی بر داده در چندین حوزه مختلف را با هدف کاهش نوفه نشان داده است. به عنوان مثال، پژوهش‌هایی که در زمینه حسگرهای لَختی ارزان قیمت و بر اساس شبکه عصبی پیچشی نوفه حسگر چرخش‌نما را کاهش داده و وضعیت زاویه‌ای را با دقت بالا تخمین زده‌اند.

[1] Frequency shift drift
[2] Classic
[3] Variance
[4] Covariance

[Downloaded from joasi.ir on 2026-11-29]

در روش مورد استفاده در این پژوهش، همانطور که ساختار شبکه پیچشی در شکل ۴ نشان داده شده است، از اندازه‌گیری‌های سرعت‌سنج داپلری و اندازه‌گیرهای لَختی برای رگرسیون بردار سرعتِ سرعت‌سنج داپلری فعلی استفاده می‌شود.



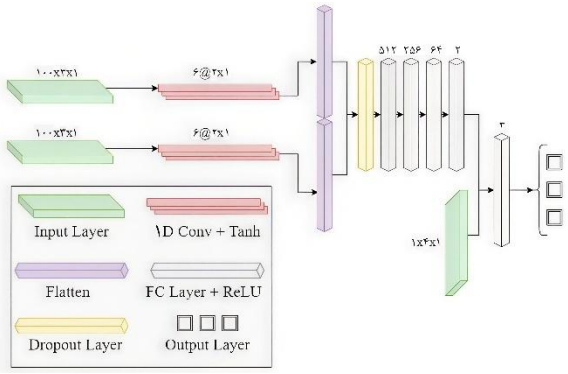
شکل ۴ ساختار شبکه عصبی.

مطابق شکل ۴ ورودی‌های شبکه، داده‌های شتاب‌سنج و چرخش‌نما و مقادیر سرعت اندازه‌گیری شده توسط باریکه‌های سرعت‌سنج داپلری هستند و خروجی سرعت محاسبه‌شده شناور در دستگاه مختصات بدنی است.

حسگرهای سرعت‌سنج داپلری عموما دارای خروجی با نرخ پایین ۱ هرتز هستند، در حالی که حسگرهای لَختی اندازه‌گیری‌های خود را با سرعت بالا با مقادیر معمولی ۱۰۰ هرتز ارائه می‌دهند. بنابراین، تا زمانی که اندازه‌گیری فعلی سرعت‌سنج داپلری در دسترس نباشد، صد اندازه‌گیری از هر یک از حسگرهای لَختی (سه شتاب‌سنج و سه چرخش‌نما) در دسترس است.

برای مقابله با اندازه‌های مختلف ورودی، معماری شبکه شامل سه سر در ورودی است. اولی برای ۱۰۰ نمونه شتاب‌سنج سه محوره و دومی برای ۱۰۰ نمونه چرخش‌نما سه محوره که به‌طور همزمان کار می‌کنند. آخرین سر ورودی اندازه‌گیری پرتو سرعت‌سنج داپلری را می‌گیرد.

اندازه‌گیری‌های خام شتاب‌سنج و چرخش‌نما از یک لایه پیچشی یک-بعدی[1] متشکل از ۶ صافی با اندازه ۱ × ۲ عبور می‌کنند تا ویژگی داده‌ها را استخراج کنند. سپس، ویژگی‌های استخراج‌شده از شتاب‌سنج‌ها و چرخش‌نماها با عبور از لایه فِلَتِن[2] به یک آرایه یک-بعدی تبدیل‌شده و ترکیب می‌شوند.



شکل ۵ معماری شبکه پیچشی پیشنهادی.

در ادامه با هدف جلوگیری از بیش برازش از یک لایه حذفی[3] با $p=0.2$ عبور می‌کنند. به‌طوری‌که ۲۰ درصد داده‌های ورودی در هر مرحله به صورت تصادفی حذف می‌شوند. پس خروجی آن از دنباله‌ای از لایه‌های کاملاً متصل عبور کرده و با اندازه‌گیری فعلی سرعت‌سنج داپلری ترکیب می‌شود. در ادامه با عبور از آخرین لایه کاملاً متصل یک بردار ۱ × ۳ را ایجاد می‌کند که بردار سرعتِ سرعت‌سنج داپلری تخمینی است. معماری و توابع فعال‌سازی بعد از هر لایه در شکل ۵ ارائه شده است.

۲-۳. فرایند آموزش شبکه

هدف از آموزش تعیین وزن‌ها و بایاس‌هایی است که مسئله را حل می‌کند. لایه‌های کاملاً متصل از تعدادی نورون[4] تشکیل می‌شوند. که محاسبات انجام شده توسط هر نورون عبارت است از:

$$z_i^l = \sum_{j=1}^{n_{l-1}} w_{ij}^l a_j^{(l-1)} + b_i^l \qquad (۹)$$

که w_{ij}^l وزن نرون i در لایه j ام است که مربوط به خروجی نورون j ام در لایه $(l-1)$ است. b_i^l بایاس لایه l

[1] 1-D CNN
[2] Flatten
[3] Dropout layer
[4] Neuron

[Downloaded from joasi.ir on 2026-11-29]

از نورون i است. n_{l-1} بیانگر تعداد نورون در لایه (l-۱) است.

با عبور خروجی نورون z_i^l از یک تابع فعال‌ساز غیرخطی $h(\cdot)$ خروجی شبکه برابر است با:

$$a_j^l = h(z_i^l) \qquad (۱۰)$$

که در خصوص لایه پیچشی فرض بر این است که یک صافی (کرنل) $m_۱ \times m_۲$ به لایه پیچشی اعمال‌شده و خروجی آن عبارتست از:

$$C_{ij}^l = \sum_{\alpha=۰}^{m_۱} \sum_{\beta=۰}^{m_۲} w_{\alpha\beta}^r a_{(i+\alpha)(j+\beta)}^{l-۱} + b^r \qquad (۱۱)$$

که $w_{\alpha\beta}^r$ بیانگر وزن در محل (α,β) از لایه پیچشی r ام است. b^r بایاس[1] لایه پیچشی r ام و $a_{\alpha\beta}^{l-۱}$ خروجی لایه قبلی است.

در لایه‌های کاملا متصل (FC) شبکه پیشنهادی از تابع فعال‌ساز آرایی‌ال‌یو[2] که یک تابع فعال‌سازی با پایه ریاضی و بیولوژیکی قوی است و نقش مهمی در بهبود آموزش شبکه‌های عصبی عمیق دارد استفاده می‌شود. در لایه پیچشی نیز از تابع فعال‌ساز تانژانت هذلولوی[3] که یک تابع پیوسته و مشتق‌پذیر است و مقادیر را در بین (۱,۱-) محدود می‌کند، استفاده شده است.

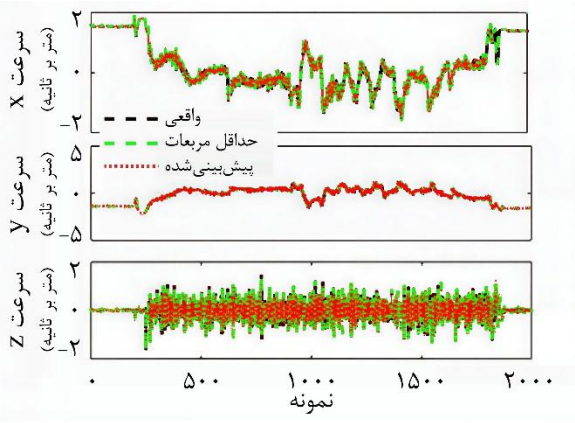
۳. نتایج

برای بررسی عملکرد رویکرد پیشنهادی، فرض شد یک شناور زیردریایی طی شبیه‌سازی یک مسیر خط مستقیم را با سه مولفه سرعت در راستای (x,y,z) را با سرعت ثابت مختلف (۳و۲و۱) متر بر ثانیه طی می‌کند.

سپس، اندازه‌گیری واقعی پرتوهای سرعت‌سنج داپلری طبق رابطه (۶) محاسبه شد. برای محاسبه و تجزیه و تحلیل، خطای ضریب مقیاس روی ۰/۷ تنظیم شده‌است، رانش ۰/۰۰۰۱ متر بر ثانیه است. نوفه گاوسی با میانگین صفر و انحراف معیار ۰/۰۴۲ متر بر ثانیه است.

محاسبه سرعت در سرعت‌سنج داپلری با استفاده از هر دو روش روش حداقل مربعات و روش شبکه عصبی پیچشی محاسبه و مورد ارزیابی قرار گرفت. در ضمن اعتبارسنجی و تست نتایج با استفاده از دیتابیس واقعی مرجع [۱۱] مورد ارزیابی قرار گرفت که نتایج در ادامه آمده است.

عملکرد روش روش حداقل مربعات و روش مبتنی بر داده بر پایه شبکه عصبی پیچشی در تخمین سرعت شناور زیرآبی در شکل ۶ نشان داده شده است.



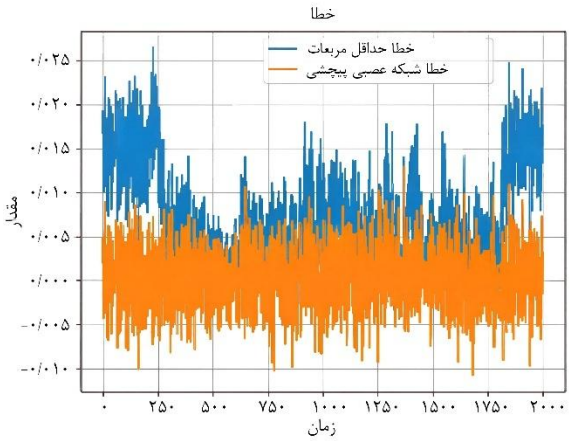
شکل۶ مولفه‌های سرعت در سه جهت.

در شکل (۷) میزان خطای تخمین سرعت با استفاده از دو روش روش حداقل مربعات[4] و روش مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی[5] نشان داده شده‌است. واضح است که دقت روش مبتنی بر داده (شبکه عصبی پیچشی پیشنهادی) بیش‌تر از روش‌های مبتنی بر الگو است.

در مرحله بعد، عملکرد روش مبتنی بر داده با روش روش حداقل مربعات با استفاده از مجموعه داده واقعی مقایسه شد. این نتایج در جدول ۱ خلاصه شده است و نشان می‌دهد که روش مبتنی بر داده بر پایه یادگیری عمیق سرعت تخمینی سرعت‌سنج داپلری را در مقایسه با رویکرد روش حداقل مربعات شناخته‌شده بهبود می‌بخشد.

[1] Bias
[2] ReLU; Rectified Linear Unit
[3] Hyperbolic
[4] LS; Least Squares
[5] CNN; Convolutional Neural Network

[Downloaded from joasi.ir on 2026-11-29]



شکل۷ خطای تخمین سرعت.

شاخص‌های کمی مورد استفاده برای مقایسه هر دو روش جذر میانگین مربعات خطا[1]، میانگین قدرمطلق خطا[2]، ضریب تشخیص[3] و میزان وردایی تبیین‌شده[4] هستند [۱۸].

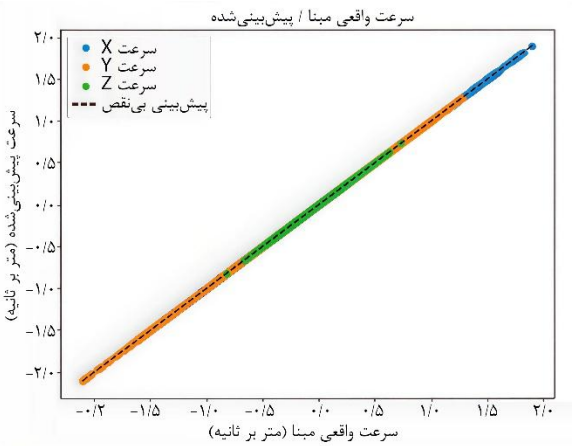
جدول۱ شاخص‌های کمی.

شاخص	روش روش حداقل مربعات	روش پیشنهادی
جذر میانگین مربعات خطا	۰٫۰۰۹۱۳۸	۰٫۰۰۳۴۴۶
میانگین قدرمطلق خطا	۰٫۰۰۷۲۵۳	۰٫۰۰۲۷۴۹
کارایی نَش-ساتکلیف[5]	۰٫۹۹۹۸۲۲	۰٫۹۹۹۹۷۵
میزان وردایی تبیین‌شده	۹۹٫۹۹۲۳۵۲	۹۹٫۹۹۷۴۸۹

شکل۸ نمودار پراکندگی تخمین سرعت شبکه عصبی پیچشی پیشنهادی را نسبت به سرعت واقعی نمایش می‌دهد. این نمودار به تجسم صحت پیش بینی‌های شبکه و هرگونه سوگیری یا خطای سامانه‌ای کمک می‌کند.

۴. بحث

نتایج حاصل از این پژوهش نشان‌داد که روش مبتنی بر داده بر پایه شبکه عصبی پیچشی که برای تخمین بردار سرعت تخمینی سرعت‌سنج داپلری پیشنهاد شده‌است، در مقایسه با روش روش حداقل مربعات مطابق جدول ۱ دقت تخمین بردار سرعت را بیش از ۶۰ درصد بهبود می‌بخشد و می‌تواند جایگزین رویکرد رایج مبتنی بر الگو روش حداقل مربعات شود.



شکل۸ نمودار پراکندگی سرعت‌های پیش‌بینی‌شده توسط شبکه.

در این روش از اندازه‌گیری‌های پرتو سرعت‌سنج داپلری فعلی و داده‌های حسگر لَختی(شتاب‌سنج و چرخش‌نما) به عنوان ورودی شبکه عصبی پیچشی برای تخمین سرعت شناور استفاده شد. از مزایای این روش می‌توان به ویژگی‌های منحصر به فرد شبکه پیشنهادی در کاهش نوفه، قابلیت ثبت رفتار غیرخطی و سایر ویژگی‌های عدم قطعیت در داده‌های اندازه‌گیری شده، اشاره نمود.

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک رویکرد مبتنی بر داده بر پایه شبکه عصبی پیچشی با هدف جایگزینی روش حداقل مربعات (رویکرد مبتنی بر الگو رایج) برای تخمین بردار سرعت شناورهای زیرآبی بر اساس اندازه‌گیری‌های پرتو سرعت‌سنج داپلری پیشنهاد شد. برای این منظور، از اندازه‌گیری‌های پرتو سرعت‌سنج داپلری فعلی و داده‌های حسگرهای لَختی (شتاب‌سنج و چرخش‌نما) به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی پیچشی استفاده شد.
از سرعت‌سنج داپلری معمولا در تجهیزات زیردریایی برای اندازه‌گیری سرعت در سامانه‌های ناوبری کور

[1] RMSE; Root Mean Square Error
[2] MAE; Mean Absolute Error
[3] R-squared
[4] VAF; Variance Accounted For
[5] NSE; Nash-Sutcliffe Efficiency

[Downloaded from joasi.ir on 2026-11-29]

جهت محاسبه موقعیت استفاده می‌شود. از این رو، بهبود دقت سرعت تخمینی شناورها منجر به بردار موقعیت دقیق‌تری می‌شود. برای انجام موفقیت آمیز ماموریت‌ها، دقت موقعیت شناور زیرآبی بسیار مهم است و این مقاله روشی را برای محاسبه موقعیت دقیق تر ارائه می‌دهد. با استفاده از رویکرد پیشنهادی، اندازه‌گیری‌های حسگر لَختی نیز می‌توانند برای بهبود تخمین سرعت تجهیزات زیرآبی مورد استفاده قرار گیرند. علاوه بر این، عملکرد بهبود یافته ممکن است به طراحان سامانه‌های ناوبری اجازه دهد تا سرعت‌سنج‌های داپلری ارزان قیمت‌تر را انتخاب کنند و هزینه کلی سامانه را کاهش دهند.

تقدیر و تشکر

نویسندگان بر خود لازم می‌دانند بدین وسیله از دانشگاه علوم دریایی امام خمینی (ره) بابت حمایت‌های ارزشمند و فراهم آوردن امکانات پژوهشی لازم، صمیمانه قدردانی نمایند.

تضاد منافع

مقاله ارائه شده فاقد هرگونه تضاد منافع است.

فهرست منابع

[1] M. Hosseini, A. Noei, S. Rostami, “Trajectory tracking control of an underwater vehicle in the presence of disturbance, measurement errors, and actuator dynamic and nonlinearity,” Robotica, vol. 41, no. 10, pp. 3059–3078, 2023.

[2] S. Hosseini, A. Ranjbar Noei, S. Sadati Rostami, “Integrated navigation system (INS/auxiliary sensor) based on adaptive robust Kalman filter with partial measure-ments,” Transactions of the Institute of Measurement and Control, vol. 45, no. 2, pp. 316–330, 2023.

[3] Y. Yao, X. Xu, Y. Li, T. Zhang, “A Hybrid IMM based INS/DVL integration solution for underwater vehicles,” IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 68. no. 6, pp. 5459-5470, 2019.

[4] M. Dinc, C. Hajiyev, “Integration of navi-gation systems for autonomous underwater vehicles,” Journal of Marine Engineering and Technology, vol. 14, no. 1, pp. 32–43, 2015.

[5] V. Sokolović, G. Dikic, G. Markovic, R. Stancic, N. Lukic, “INS/GPS navigation system based on MEMS technologies,” Strojniški vestnik – Journal of Mechanical Engineering, vol. 61, no. 7–8, pp. 448–458, 2015.

[6] J. Leonard, A. Bahr, “Autonomous Under-water Vehicle Navigation,” Springer Hand-book of Ocean Engineering, Springer, pp. 341–358, 2016.

[7] A. Tal, I. Klein, R. Katz, “Inertial navigation system/Doppler velocity log (INS/DVL) fusion with partial DVL measurements,” Sensors, vol. 17, no. 2, pp. 415, 2017.

[8] X. Yan, Y. Yang, Q. Luo, Y. Chen, C. Hu, “A SINS/DVL integrated positioning system through filtering gain compensation adaptive filtering,” Sensors, vol. 19, no. 20, pp. 4576, 2019.

[9] M. Hosseini, S. Seyedtabaii, “Robust ROV path following considering disturbance and measurement error using data fusion,” Applied Ocean Research, vol. 54, pp. 67–72, 2016.

[10] P. Liu, B. Wang, G. Li, D. Hou, Z. Zhu, Z. Wang, “SINS/DVL integrated navigation method with current compensation using RBF neural network,” IEEE Sensors Journal, vol. 22, no. 14, pp. 14366–14377, 2022.

[11] N. Cohen, I. Klein, “BeamsNet: A data-driven approach enhancing Doppler velocity log measurements for autonomous underwater vehicle navigation,” Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 114, pp. 105216, 2022.

[12] W. Li, L. Zhang, F. Sun, L. Yang, M. Chen, Y. Li, “Alignment calibration of IMU and Doppler sensors for precision INS/DVL integrated navigation,” Optik, vol. 126, no. 23, pp. 3872–3876, 2015.

[13] A. Shurin, A. Saraev, M. Yona, Y. Gutnik, S. Faber, A. Etzion, I. Klein, “The autonomous platforms inertial dataset,” IEEE Access, vol. 10, pp. 10191–10201, 2022.

[14] H. Hu, K. Zhang, A. Tan, M. Ruan, C. Agia, G. Nejat, “A sim-to-real pipeline for deep reinforcement learning for autonomous robot navigation in cluttered rough terrain,” IEEE Robotics and Automation Letters, vol. 6, no. 4, pp. 6569–6576, 2021.

[15] X. Zhang, B. He, G. Li, X. Mu, Y. Zhou, T. Mang, “NavNet: AUV navigation through deep sequential learning,” IEEE Access, vol. 8, pp. 59845–59861, 2020.

[16] X. Mu, B. He, X. Zhang, Y. Song, Y. Shen, C. Feng, “End-to-end navigation for autonomous underwater vehicle with hybrid recurrent neural networks,” Ocean Engineering, vol. 194, pp. 106602, 2019.

[17] I. Saksvik, A. Alcocer, V. Hassani, “A deep learning approach to dead-reckoning navigation for autonomous underwater vehicles with limited sensor payloads,” IEEE Oceans, San Diego–Porto, pp. 1–9, 2021.

[18] N. Cohen and I. Klein, “LiBeamsNet: AUV velocity vector estimation in situations of limited DVL beam measurements,” IEEE Oceans, Hampton Roads, pp. 1–5, 2022.

[Downloaded from joasi.ir on 2026-11-29]