Mind and Technology

Volume 1, Issue 1, pp. 75-88, 2025

Homepage: http://jmt.qom.ac.ir

Application of Internet of Things and Artificial Intelligence Technologies in Monitoring and Management of Marine Ecosystems

Zahra Pakhirehzan[1] | Faegheh Eslami[2]✉

1. Department of Marine Biology, Faculty of Life Sciences and Biotechnology, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran. E-mail: zahra.pakhire@gmail.com
2. Corresponding Author, Department of Marine and Atmospheric Science, Faculty of Marine Sciences and Technologies, Hormozgan University, Bandar-Abbas, Iran. E-mail: f.eslami64@gmail.com

Article Info

Article type

Research Article

Article history

Received: 17 March 2025

Revised: 19 April 2025

Accepted: 23 April 2025

Published: 10 May 2025

Keywords

Artificial Intelligence

Cognitive Ocean Network

Edge Computing

Environmental Monitoring

Internet of Underwater Things

ABSTRACT

Marine ecosystems, due to their pivotal role in global climate regulation, biodiversity conservation, and sustaining the livelihoods of billions of people, require precise, continuous, and large-scale monitoring. In the last decade, emerging technologies such as the Internet of Underwater Things (IoUT), Cognitive Ocean Networks (CONet), and Artificial Intelligence (AI) algorithms have fundamentally transformed the processes of collecting, processing, and interpreting complex marine environmental data. Employing a systematic review methodology, this article examines research published between 2015 and 2024 on the application of smart technologies for monitoring and managing marine ecosystems. Findings indicate that the integration of AI with edge computing and fog computing architectures has significantly enhanced the accuracy of automated aquatic species identification, coral reef health assessment, and prediction of water-quality changes. However, challenges such as inherent energy limitations, communication barriers in underwater environments, and the need for robust computational infrastructure remain major obstacles to the widespread development and deployment of these systems. Ultimately, forward-looking strategies are proposed, including the development of self-powered systems, the application of reinforcement learning for autonomous decision-making, and the integration of multi-source data to guide future research.

Cite this article: Pakhirehzan, Z., & Eslami, F. (2025). Application of internet of things and artificial intelligence technologies in monitoring and management of marine ecosystems. *Mind and Technology*, *1*(1), 75-88. https//doi.org/10.22091/JMT.2025.14595.1011

©The Author(s).

Publisher: University of Qom

DOI: https//doi.org/10.22091/JMT.2025.14595.1011

ذهن و فناوری
دوره ۱، شماره ۱، بهار ۱۴۰۴، صفحه ۸۸-۷۵
Homepage: http://jmt.qom.ac.ir

کاربرد فناوری‌های اینترنت اشیا و هوش مصنوعی در پایش و مدیریت بوم‌سازگان‌های دریایی

زهرا پاخیره‌زن [۱] | فائقه اسلامی [۲]✉

۱. گروه زیست‌شناسی دریا، دانشکده علوم و فناوری زیستی، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران. رایانامه: Zahra.pakhire@gmail.com
۲. نویسنده مسئول، گروه علوم جوی و اقیانوسی، دانشکده علوم و فنون دریایی، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران. رایانامه: f.eslami64@gmail.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله
پژوهشی

تاریخچه
دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۲۷
بازنگری: ۱۴۰۴/۰۱/۳۰
پذیرش: ۱۴۰۴/۰۲/۰۳
انتشار: ۱۴۰۴/۰۲/۲۰

کلیدواژه‌ها
اینترنت اشیا زیرآبی
پایش محیطی
پردازش لبه‌ای
شبکه اقیانوس‌شناختی
هوش مصنوعی

چکیده

بوم‌سازگان‌های دریایی در دهه‌های اخیر به دلیل تغییرات اقلیمی، آلودگی و فعالیت‌های انسانی تحت فشار فزاینده‌ای قرار گرفته‌اند. پایش مؤثر این اکوسیستم‌ها برای مدیریت پایدار منابع دریایی و کاهش پیامدهای منفی انسانی ضروری است. با پیشرفت فناوری، استفاده از اینترنت اشیا و هوش مصنوعی به عنوان ابزارهای نوین برای جمع‌آوری و تحلیل داده‌های محیطی مورد توجه قرار گرفته است. این مطالعه با هدف بررسی کاربردهای اینترنت اشیا و هوش مصنوعی در پایش و مدیریت بوم‌سازگان‌های دریایی، توسعه چارچوبی یکپارچه و ارائه توصیه‌های عملی برای بهبود دقت و سرعت شناسایی تغییرات محیطی انجام شده است. پژوهش حاضر یک مرور نظام‌مند از مطالعات اخیر منتشرشده در ۱۵ سال اخیر را انجام داده و بر منابع معتبر بین‌المللی تمرکز کرده است. داده‌ها با استفاده از تحلیل محتوا استخراج و چارچوبی شامل حسگرهای دریایی، شبکه‌های ارتباطی، الگوریتم‌های هوش مصنوعی و روش‌های پیش‌بینی ارائه شد.

یافته‌ها نشان می‌دهد که ترکیب اینترنت اشیا و هوش مصنوعی امکان پایش لحظه‌ای پارامترهای فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی در گستره‌های جغرافیایی وسیع را فراهم می‌کند. استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی در تحلیل داده‌ها موجب پیش‌بینی بهتر تغییرات بوم‌سازگان و شناسایی نقاط بحرانی می‌شود. همچنین، این رویکرد باعث کاهش هزینه‌های نظارت و افزایش دقت تصمیم‌گیری مدیریتی می‌شود.

ادغام اینترنت اشیا و هوش مصنوعی در پایش دریایی می‌تواند پایه‌ای برای توسعه اقیانوس هوشمند و مدیریت پایدار منابع دریایی فراهم کند. این فناوری‌ها علاوه بر بهبود کارایی پایش، امکان واکنش سریع در برابر تهدیدهای محیطی و افزایش آگاهی علمی از تغییرات اکوسیستم‌های دریایی را فراهم می‌سازند.

استناد: پاخیره‌زن، زهرا؛ و اسلامی، فائقه (۱۴۰۴). کاربرد اینترنت اشیا و هوش مصنوعی در پایش و مدیریت بوم‌سازگان‌های دریایی. *ذهن و فناوری*، ۱(۱)، ۸۸-۷۵.
https//doi.org/10.22091/JMT.2025.14595.1011

ناشر: دانشگاه قم

© نویسندگان.

مقدمه

اقیانوس‌ها، به‌عنوان ارکان حیاتی کره زمین، نقشی غیرقابل انکار در تنظیم چرخه‌های اقلیمی، حفظ تنوع زیستی و تأمین امنیت غذایی و اقتصادی برای جمعیت انسانی ایفا می‌کنند (Halpern et al., 2015). بااین‌حال، این بوم‌سازگان‌های بی‌همتا در دهه‌های اخیر، تحت فشارهای فزاینده و بی‌سابقه‌ای ناشی از فعالیت‌های انسانی و تغییرات جهانی قرار گرفته‌اند. پدیده‌هایی همچون گرمایش جهانی، اسیدی شدن آب دریاها، صید بی‌رویه، آلودگی‌های گسترده (به‌ویژه آلودگی‌های پلاستیکی و نفتی) و بهره‌برداری بیش‌ازحد از منابع دریایی، منجر به تخریب فزاینده ساختار و اختلال در عملکرد طبیعی این اکوسیستم‌ها شده‌اند (Doney et al., 2009; IPBES, 2019). در چنین شرایط بحرانی، پایش مستمر و دقیق پارامترهای فیزیکی، شیمیایی و زیست‌محیطی دریایی، نه‌تنها یک ضرورت علمی، بلکه یک نیاز اجتناب‌ناپذیر برای مدیریت پایدار و حفاظت مؤثر از این سرمایه‌های جهانی به شمار می‌رود.

روش‌های سنتی و متعارف پایش دریایی، عمدتاً متکی بر برداشت‌های میدانی پرهزینه، نمونه‌برداری‌های گسسته از نظر مکانی و زمانی و استفاده از شناورها یا تجهیزات پیچیده و گران‌قیمت هستند. این روش‌ها، علاوه بر دشواری اجرا و هزینه‌بری بالا، فاقد توانایی لازم برای پوشش دادن و پاسخگویی به فعل و انفعالات محیط‌های دریایی هستند (Purkis and Chirayath, 2022). این شکاف مشاهده‌ای، درک جامع ما از پاسخ اکوسیستم‌های دریایی به تغییرات سریع محیطی را به‌شدت محدود ساخته است.

ازاین‌رو، در سالیان اخیر، رویکردهای نوین مبتنی بر فناوری‌های دیجیتال، به‌ویژه اینترنت اشیاء[1] و هوش مصنوعی[2]، افق‌های تازه‌ای را در عرصه پایش و مدیریت محیط‌های دریایی گشوده‌اند. مفهوم *اینترنت اشیا زیرآبی*[3] (IoUT) به‌عنوان یک زیرشاخه تخصصی، به شبکه‌ای یکپارچه از سامانه‌های حسگر، وسایل نقلیه خودکار زیرآبی[4] (AUVs)، ایستگاه‌های سطحی و سامانه‌های مخابراتی اطلاق می‌شود که به‌صورت خودکار و پیوسته، داده‌های چند منبع را از محیط دریایی جمع‌آوری و تبادل می‌کنند (Amoli, 2016). اگرچه این شبکه‌ها قادرند متغیرهای متعدد شیمیایی آب را با دقت و وضوح بی‌سابقه‌ای اندازه‌گیری نمایند، اما چالش‌هایی اساسی ازجمله محدودیت پهنای باند ارتباطات آکوستیک، تضعیف شدید سیگنال در محیط آبی و مصرف بالای انرژی، توسعه و استقرار گسترده این فناوری را با موانع جدی مواجه ساخته است (Li et al., 2022).

در پاسخ به این چالش‌ها، مفهوم شبکه اقیانوس‌شناختی[5] (CONet) به‌عنوان یک چارچوب پیشرفته مطرح شده است. در این شبکه، لایه‌های مختلفی شامل حسگر، پردازش مه[6] با بهره‌گیری از قابلیت‌های هوش مصنوعی و پردازش لبه‌ای[7]، در قالب یک سامانه هوشمند، یکپارچه و دارای قابلیت به‌روزرسانی مستمر، عمل می‌کنند (Lu et al., 2019). این ادغام، امکان تحلیل بلادرنگ داده‌ها، تصمیم‌گیری در سامانه‌های پایش و حسگر و کاهش وابستگی به ارتباطات پرهزینه و پر تأخیر با مراکز پردازشی متمرکز را فراهم می‌سازد. هم‌زمان، توسعه و گسترش الگوریتم‌های یادگیری عمیق[8] مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنی[9] (CNN) که برای تشخیص اشیا با استفاده از تصاویر طراحی شده است، مدل‌های تشخیص بلادرنگ اشیا (مانند YOLO[10] که یک مدل هوش مصنوعی است که در یک نگاه کل تصویر را می‌بیند و همه اجسام موجود در آن را هم‌زمان شناسایی و مکان‌یابی می‌کند) و LSTM[11] به‌عنوان یک شبکه عصبی بازگشتی پیشرفته که قابلیت یادگیری و به خاطر سپردن وابستگی‌های بلندمدت در

[1]. Internet of Things
[2]. Artificial Intelligence
[3]. Internet of underwater Thing
[4]. Autonomous Underwater Vehicles
[5]. Cognitive Ocean Network
[6]. Fog Processing
[7]. Edge Computing
[8]. Deep Learning
[9]. Convolutional Neural Networks
[10]. You Only Look Once
[11]. Long Short-Term Memory

داده‌های سری زمانی را دارد و برای مدل‌سازی و پیش‌بینی داده‌های سری زمانی پیچیده، در پایش زیست‌محیطی دریایی به کار می‌رود؛ ابزارهای نوین و قدرتمندی را برای شناسایی خودکار گونه‌های دریایی، پایش سلامت آبسنگ‌های مرجانی و پیش‌بینی رخدادهای اکولوژیک در اختیار پژوهشگران قرار داده است (Tao et al., 2025; Edeh et al., 2024).

برای نمونه، تلفیق روش‌های پردازش تصویر هوشمند با داده‌های حسگر در پروژه‌های جهانی نظیر اقیانوس هوشمند[1]، منجر به افزایش چشمگیر دقت در شناسایی گونه‌ها و پیش‌بینی پدیده سفیدشدگی مرجان‌ها[2] شده است. ادغام فناوری‌های اینترنت اشیا و هوش مصنوعی در چارچوب شبکه اقیانوس‌شناختی، نه‌تنها امکان جمع‌آوری و پردازش هوشمند داده‌های زیست‌محیطی را فراهم می‌کند، بلکه زمینه‌ساز تحولی اساسی در سیاست‌گذاری‌های دریایی مبتنی بر شواهد، ارائه هشدارهای زودهنگام و مدیریت پیشگیرانه در برابر مخاطرات زیست‌محیطی است. در چنین چشم‌اندازی، سامانه‌های اقیانوسی هوشمند می‌توانند در نقش یک مغز دیجیتال برای دریا عمل کنند؛ به‌گونه‌ای که شبکه‌ای یکپارچه از گره‌های حسگر و الگوریتم‌های هوشمند، به‌طور پیوسته در حال ادراک، تحلیل و واکنش فعالانه نسبت به تغییرات محیطی باشند.

هدف از این مقاله، ارائه یک تحلیل جامع از جدیدترین دستاوردهای پژوهشی در حوزه کاربرد اینترنت اشیا و هوش مصنوعی در حوزه بوم‌شناسی دریایی است. این مطالعه، ضمن تبیین ساختار مفهومی شبکه اقیانوس‌شناختی و فناوری‌های زیرساختی مرتبط، به واکاوی مطالعات انجام‌شده در محورهای اصلی شامل شناسایی گونه‌ها، پایش سلامت اکوسیستم‌های مرجانی و پیش‌بینی تغییرات کیفی آب می‌پردازد. در پایان نیز، با تحلیل چالش‌های فنی و پژوهشی پیش رو، راهکارها و مسیرهای پیشنهادی برای پژوهش‌های آینده در این حوزه ارائه خواهد شد.

مواد و روش‌ها

اینترنت اشیا و هوش مصنوعی در پایش دریایی

اینترنت اشیا و هوش مصنوعی به عنوان دو فناوری تحول‌آفرین، رویکردی انقلابی در پایش و مدیریت اکوسیستم‌های دریایی ارائه کرده‌اند. سیستم‌های اینترنت اشیا زیرآبی (IoUT) متشکل از شبکه‌ای از حسگرهای هوشمند، گره‌های ارتباطی و سامانه‌های پردازش لبه‌ای هستند که امکان جمع‌آوری بلادرنگ داده‌های محیطی از اعماق دریا را فراهم می‌کنند (Mohsan et al., 2023). این حسگرها قادر به اندازه‌گیری هم‌زمان پارامترهای متعدد ازجمله دما، شوری، اسیدیته (pH)، غلظت اکسیژن محلول، سطح کلروفیل و ترکیبات شیمیایی هستند. داده‌های جمع‌آوری شده از طریق پروتکل‌های ارتباطی زیرآبی به سامانه‌های پردازش ابری[3] منتقل شده و توسط الگوریتم‌های هوش مصنوعی تحلیل می‌شوند (Singh et al., 2024). پردازش ابری مدلی است که دسترسی آسان و مبتنی بر شبکه به منابع رایانه‌ای قابل تنظیم (مانند سرورها، ذخیره‌سازی و برنامه‌ها) را فراهم می‌کند (Mell and Grance, 2011). این سامانه‌ها با ارائه خدمات به صورت پرداخت به ازای مصرف، نیاز به مدیریت مستقیم زیرساخت را از بین می‌برند.

الگوریتم‌های یادگیری عمیق از قبیل شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) و حافظه بلند و کوتاه مدت (LSTM) با پردازش داده‌های چندوجهی، الگوهای پیچیده محیطی را شناسایی و پدیده‌های بحرانی مانند شکوفایی جلبک‌های مضر، اسیدی شدن محلی و تغییرات دمایی ناگهانی را پیش‌بینی می‌کنند (Yussof et al., 2021). مطالعات نشان می‌دهد که یکپارچه‌سازی داده‌های میدانی اینترنت اشیا زیرآبی با تصاویر ماهواره‌ای، دقت پیش‌بینی رویدادهای سفیدشدگی مرجان‌ها را تا ۹۴ درصد

[1]. Smart Ocean
[2]. Coral Bleaching
[3]. Cloud Computing Systems

افزایش می‌دهد (Chowdhury et al., 2024). همچنین، ساختارهای پردازش لبه‌ای_ابری با بهینه‌سازی مصرف انرژی و کاهش تأخیر در انتقال داده، امکان پایش مستمر در مناطق دورافتاده دریایی را فراهم می‌سازند (Mudholkar et al., 2025).

شبکه اقیانوس شناختی

شبکه اقیانوسی شناختی به عنوان نسل نوین شبکه‌های زیرآبی، با تلفیق سامانه‌های سنجش، پردازش و ارتباطات پیشرفته، قابلیت درک، یادگیری و تصمیم‌گیری هوشمند در محیط‌های پیچیده اقیانوسی را داراست (Li et al., 2022). این شبکه‌ها مبتنی بر ساختاری سه‌لایه‌ای شامل لایه حسگر، لایه شبکه و لایه شناختی عمل می‌کنند. در لایه شناختی، الگوریتم‌های یادگیری ماشین با تحلیل داده‌های تاریخی و بلادرنگ، مدل‌های پویایی از رفتار اکوسیستم دریایی ایجاد کرده و به صورت خودکار پارامترهای پایش و استراتژی‌های نمونه‌برداری را بهینه‌سازی می‌کنند (Amoli, 2016). مطالعه Purkis و Chirayath (2022) نشان داد که شبکه‌های شناختی قادر به کاهش ۶۰ درصدی حجم داده‌های انتقالی از طریق فشرده‌سازی هوشمند و نمونه‌برداری تطبیقی هستند، درحالی‌که دقت پایش را تا ۸۸ درصد حفظ می‌کنند. این سامانه‌ها با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی، پهنای باند ارتباطی، توان حسگرها و اولویت‌بندی انتقال داده را بر اساس شرایط محیطی و اهداف پایش مدیریت می‌کنند. علاوه بر این، شبکه‌های اقیانوسی شناختی با ایجاد یک چرخه شناختی کامل شامل مشاهده، جهت‌گیری، تصمیم‌گیری و عمل، امکان پاسخگویی خودکار به رویدادهای محیطی مانند نشت آلودگی یا شکوفایی جلبک‌های مضر را فراهم می‌سازند.

پردازش لبه‌ای در محیط‌های دریایی

پردازش لبه‌ای به عنوان یک پارادایم محاسباتی نوظهور، با انتقال پردازش داده‌ها به مجاورت منبع تولید آن‌ها (حسگرها و گره‌های زیرآبی)، چالش‌های مربوط به تأخیر، پهنای باند و مصرف انرژی در شبکه‌های اقیانوسی شناختی را مورد توجه قرار می‌دهد (Lu et al., 2019). در محیط‌های دریایی که ارتباطات آکوستیک با محدودیت ذاتی در نرخ انتقال داده و تأخیر بالا مواجه هستند، استقرار گره‌های پردازش لبه‌ای امکان تحلیل بلادرنگ داده‌های حسگری را بدون نیاز به انتقال حجم عظیمی از اطلاعات به مراکز پردازش ابری فراهم می‌سازد (Periola et al., 2022).

مطالعات میدانی نشان می‌دهد که پیاده‌سازی الگوریتم‌های فشرده‌سازی هوشمند بر روی دستگاه‌های پردازش لبه‌ای می‌تواند حجم داده‌های انتقالی را تا ۷۰ درصد کاهش دهد، درحالی‌که اطلاعات کلیدی برای تحلیل‌های بعدی حفظ می‌شود (Periola et al., 2022). همچنین، فناوری پردازش لبه‌ای با بهره‌گیری از واحدهای پردازش گرافیکی[1] (GPU) کم‌مصرف، قادر به اجرای مدل‌های سبک‌شده یادگیری عمیق برای تشخیص بلادرنگ رویدادهای بحرانی مانند سفیدشدگی مرجان‌ها یا شناسایی گونه‌های دریایی مهاجم هستند (Cai et al., 2019; Awalludin et al., 2024). این سامانه‌ها با زمان پاسخگویی کمتر از ۲ ثانیه، امکان عکس‌العمل فوری در برابر تهدیدات محیطی را فراهم می‌سازند.

پردازش مه برای پایش یکپارچه دریایی

پردازش مه با ایجاد یک لایه محاسباتی میانی بین گره‌های لبه‌ای و مراکز پردازش ابری، امکان مدیریت سلسله‌مراتبی داده‌ها و سرویس‌ها در شبکه‌های دریایی گسترده مقیاس را فراهم می‌کند (Dastjerdi et al., 2016). ایستگاه‌های پردازش مه که معمولاً بر روی سکوهای شناور، کشتی‌ها یا سکوهای ثابت ساحلی مستقر می‌شوند، نقش واسطی را بین هزاران حسگر زیرآبی و مرکز داده اصلی ایفا می‌کنند (Dar et al., 2023).

[1]. Graphics processing units

این معماری امکان اجرای الگوریتم‌های پیچیده‌تر تحلیل داده را که نیازمند منابع محاسباتی بیشتر از طرف ایستگاه‌های لبه هستند، فراهم می‌سازد. برای مثال، مدل‌های پیش‌بینی سری‌های زمانی برای پدیده‌های اقیانوسی در مقیاس منطقه‌ای می‌توانند بر روی ایستگاه‌های پردازش مه اجرا شوند (Dar et al., 2023). مطالعه Alharbi و Aldossary (2021) نشان می‌دهد که معماری لبه-مه-ابر می‌تواند مصرف انرژی کل شبکه را تا ۴۵ درصد کاهش داده و طول عمر گره‌های حسگری را به میزان قابل‌توجهی افزایش دهد. علاوه بر این، پردازش مه با فراهم ساختن قابلیت ذخیره‌سازی موقت داده‌ها در مواقع قطع ارتباط با مراکز ابری، افزونگی و قابلیت اطمینان سامانه‌های پایش دریایی را تضمین می‌کند.

چارچوب مفهومی بوم‌سازگان‌های دریایی[1]

بوم‌سازگان‌های دریایی از پیچیده‌ترین و درعین‌حال آسیب‌پذیرترین سیستم‌های زیست‌کره زمین محسوب می‌شوند. این اکوسیستم‌ها شامل زیستگاه‌های متنوعی ازجمله آبسنگ‌های مرجانی، جنگل‌های حرا، علف‌های دریایی و مناطق ساحلی می‌باشند که هر یک نقش حیاتی در حفظ تنوع زیستی و ارائه خدمات اکوسیستمی ایفا می‌کنند (Halpern et al., 2015). آبسنگ‌های مرجانی به‌عنوان یکی از غنی‌ترین اکوسیستم‌های دریایی، زیستگاه هزاران گونه آبزی بوده و علی‌رغم پوشش کمتر از ۱ درصد از بستر دریاها، میزبان بیش از ۲۵ درصد از تمامی گونه‌های دریایی هستند. بااین‌حال، این اکوسیستم‌های باارزش در معرض تهدیدات فزاینده‌ای ازجمله پدیده سفیدشدگی مرجان‌ها ناشی از افزایش دمای آب دریا، اسیدی شدن اقیانوس‌ها و فعالیت‌های انسانی قرار دارند (Hughes et al., 2018).

پایش هوشمند پدیده سفیدشدگی مرجان‌ها

پدیده سفیدشدگی مرجان‌ها به‌عنوان یکی از جدی‌ترین تهدیدات برای آبسنگ‌های مرجانی جهانی شناخته می‌شود. این پدیده زمانی رخ می‌دهد که مرجان‌ها تحت استرس دمایی، جلبک‌های هم‌زیست[2] خود را دفع می‌کنند که منجر به سفید شدن اسکلت مرجان و در نهایت مرگ آن در صورت تداوم استرس می‌شود (Hughes et al., 2018). مطالعات نشان می‌دهد افزایش تنها یک درجه سانتی‌گراد در دمای آب دریا به مدت ۴–۸ هفته، می‌تواند موجب پدیده سفیدشدگی گسترده شود (Sully et al., 2019).

در این راستا، فناوری‌های پیشرفته پایش، شامل شبکه‌های حسگر زیرآبی (IoUT) و سامانه‌های سنجش‌ازدور ماهواره‌ای امکان ردیابی بلادرنگ پارامترهای محیطی مؤثر بر سفیدشدگی مرجان‌ها را فراهم می‌کنند. حسگرهای نصب‌شده در زیستگاه‌های مرجانی قادر به اندازه‌گیری پیوسته دما، اسیدیته (pH)، شدت نور و غلظت کلروفیل هستند (Palaniswami et al., 2017). هم‌زمان، الگوریتم‌های هوش مصنوعی با پردازش تصاویر ماهواره‌ای، شاخص‌های استرس گرمایی مانند DHW[3] را محاسبه کرده و مناطق در معرض خطر را شناسایی می‌کنند (Prabu et al., 2025; Krishnan and Prabu 2024).

مدل‌های پیش‌بینی کننده مبتنی بر هوش مصنوعی از قبیل LSTM و RF[4] با تلفیق داده‌های تاریخی و بلادرنگ، قادر به پیش‌بینی رویدادهای سفیدشدگی با دقت ۸۵ تا ۹۲ درصد و ۴ تا ۱۲ هفته قبل از وقوع هستند (Boonnam et al., 2022). فناوری جنگل تصادفی (RF) یک الگوریتم یادگیری ماشین است که برای دسته‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. در واقع این الگوریتم از ترکیب تعداد زیادی الگوی تصمیم ساخته شده است (McLaren et al., 2019). یک توضیح ساده در خصوص RF این است که تصور کنید می‌خواهید یک بیماری را تشخیص دهید؛ ولی به جای پرسش از یک پزشک، از ۱۰۰ پزشک مختلف نظر می‌خواهید و سپس پاسخ نهایی را بر اساس نظر اکثریت انتخاب می‌کنید.

---

1. Marine Ecosystems
2. Symbiotic Algae
3. Degree Heating Weeks
4. Random Forest

روش‌های پردازش تصویر هوشمند با بهره‌گیری از الگوریتم‌های CNN امکان تشخیص خودکار علائم اولیه سفیدشدگی را در تصاویر زیرآبی با دقت بیش از ۹۰ درصد فراهم می‌سازد. این سامانه‌های هوشمند نه‌تنها امکان پایش گسترده و مستمر را فراهم می‌کنند، بلکه با ارائه هشدارهای به‌موقع، زمینه را برای اجرای راهکارهای مدیریتی اضطراری مانند ایجاد سایه مصنوعی یا جابجایی مرجان‌ها به عمق بیشتر فراهم می‌سازند (Sharan et al., 2021).

روش انجام پژوهش

این مطالعه با به‌کارگیری روش مرور نظام‌مند[1] و با پیروی از دستورالعمل‌های استاندارد بین‌المللی، به تحلیل جامع و ساختاریافته پژوهش‌های موجود در زمینه کاربرد فناوری‌های اینترنت اشیا شناختی (CIoT)[2] و هوش مصنوعی در پایش و مدیریت بوم‌سازگان‌های دریایی می‌پردازد. رویکرد مرور نظام‌مند، در مقایسه با مرورهای سنتی، این مزیت را دارد که با به‌کارگیری یک روش‌شناسی شفاف، نظام‌مند و قابل تکرار، مجموعه‌ای از شواهد علمی را شناسایی، غربال و تحلیل می‌کند تا به یک چشم‌انداز عینی، عاری از سوگیری و قابل استناد از وضعیت موجود در حوزه مورد مطالعه دست یابد (Page et al., 2021).

برای تضمین اعتبار، دقت و قابلیت گزارش‌دهی این مطالعه، از دستورالعمل استاندار طلایی بین‌المللی PRISMA 2020[3] استفاده شد که شامل فهرستی از موارد ضروری برای گزارش دقیق و شفاف در مطالعات مروری-تحلیلی است و هدف آن، تضمین کامل بودن، شفافیت و قابلیت تکرارپذیری پژوهش‌های مروری است. این دستورالعمل به‌عنوان جامع‌ترین و معتبرترین چارچوب در مطالعات مروری، شامل مجموعه‌ای از مراحل و چک‌لیست‌های استاندارد است که رعایت آن‌ها، فرآیند مطالعه را تضمین می‌کند (Page et al., 2021). مطابق این چارچوب، فرآیند اجرای مطالعه حاضر در چهار مرحله اصلی صورت پذیرفت:

مرحله ۱- جستجوی نظام‌مند و جمع‌آوری اولیه کلیه منابع بالقوه مرتبط از پایگاه‌های داده علمی معتبر بین‌المللی.

مرحله ۲- اعمال معیارهای از پیش تعریف‌شده برای مقالات مرتبط و حذف مطالعات تکراری، نامرتبط یا فاقد شرایط از میان منابع اولیه.

مرحله ۳- ارزیابی متون کامل مقالات اولیه برای تشخیص نهایی انطباق با اهداف و معیارهای مطالعه.

مرحله ۴- انتخاب نهایی مطالعات واجد شرایط برای استخراج داده و تحلیل نهایی.

این رویکرد گام‌به‌گام، امکان کاهش سوگیری انتخاب را به حداقل رسانده و اطمینان می‌دهد که مطالعه حاضر بر پایه معتبرترین، به‌روزترین و مرتبط‌ترین شواهد علمی شکل گرفته است.

به منظور انجام یک گردآوری جامع، جستجو در پنج پایگاه داده علمی بین‌المللی و معتبر شامل Scopus، IEEE Xplore Digital Library، Web of Science Core Collection، PubMed/MEDLINE و Google Scholar انجام شد. انتخاب این پایگاه‌ها به دلیل پوشش گسترده، تخصصی و بین‌المللی آن‌ها در حوزه‌های میان‌رشته‌ای مرتبط، شامل علوم دریایی، مهندسی اقیانوس، فناوری اطلاعات، اینترنت اشیا و هوش مصنوعی بود. بازه زمانی بین سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۴ در نظر گرفته شد تا یافته‌های این مرور، پیشرفت‌ها و تحولات یک دهه اخیر در حوزه‌های نوظهوری مانند *اینترنت اشیا زیرآبی* و *شبکه‌های اقیانوسی شناختی* را به‌طور کامل پوشش دهد.

[1]. Systematic Review
[2]. Cognitive Internet of Things
[3]. Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses

مقالاتی که بررسی شدند شامل مقالات منتشرشده در مجلات معتبر و کنفرانس‌های معتبر بین‌المللی بودند که تمرکز اصلی آن‌ها بر کاربرد عینی، تجربی یا شبیه‌سازی با استفاده از *اینترنت اشیا* و *هوش مصنوعی* در محیط‌های دریایی (اقیانوسی، ساحلی یا آبسنگ‌های مرجانی) بوده است که البته دسترسی به متن کامل مقاله وجود داشت. سپس بخش‌های روش‌شناسی و نتایج (تجربی، شبیه‌سازی یا تحلیلی) ارزیابی شدند تا درصورتی‌که مقاله برای این مطالعه کاربردی باشد، یافته‌های آن‌ها استخراج شود. در این میان مطالعاتی که صرفاً به ارائه چارچوب‌های تئوریک یا شبیه‌سازی الگوریتم‌ها بدون آزمون یا کاربرد در یک سناریوی دریایی مشخص پرداخته بودند؛ یا مقالاتی که منحصراً بر روی حسگرهای منفرد یا شبکه‌های غیردریایی (مانند کشاورزی هوشمند، شهر هوشمند یا صنعت) متمرکز بودند، از این فرآیند حذف شدند. درنهایت، از میان مقالات اولیه شناسایی‌شده، پس از اعمال مراحل غربالگری و ارزیابی مبتنی بر معیارهای ذکر شده، هشت مقاله به‌عنوان منابع نهایی برای تحلیل کیفی انتخاب شدند.

داده‌های کلیدی از هر یک از هشت مقاله منتخب، با استفاده از یک فرم استاندارد استخراج داده که پیش از آغاز فرآیند طراحی شده بود، جمع‌آوری شد. این داده‌های کلیدی شامل مواردی نظیر نویسنده، سال انتشار، عنوان، منبع، حوزه کاربرد یا مطالعه (پایش سلامت مرجان‌ها، شناسایی و رهگیری گونه‌ها، سنجش کیفیت آب، مدیریت داده)، فناوری یا الگوریتم به‌کاررفته (CNN, YOLO, LSTM)، پردازش لبه‌ای یا مه)، نوع مطالعه (میدانی، شبیه‌سازی، آزمایشگاهی)، دستاوردها و نتایج کلیدی گزارش‌شده، چالش‌ها و محدودیت‌های شناسایی‌شده توسط نویسندگان، بودند.

برای تحلیل محتوای کیفی مطالعات منتخب، از روش تحلیل محتوای استقرایی[1] استفاده شد (Elo et al., 2014). در این روش، کدها، مقوله‌ها و تم‌های اصلی به صورت القایی و مستقیماً از درون داده‌های خام استخراج می‌شوند. این رویکرد، امکان درک عمیق‌تر از روندهای پژوهشی، شناسایی شکاف‌های علمی و استنتاج مسیرهای آینده‌نگرانه را فراهم می‌کند. علاوه بر این، به‌منظور ارزیابی انتقادی کیفیت روش‌شناسی مطالعات منتخب، از چک‌لیست‌های استاندارد CASP[2] برای مطالعات تجربی و شبیه‌سازی استفاده گردید. این ابزار به‌طور گسترده در مرورهای نظام‌مند برای سنجش اعتبار داخلی، کیفیت گزارش‌دهی و قابلیت تعمیم‌پذیری نتایج به کار می‌رود.

محدودیت‌ها

علیرغم تلاش برای انجام یک مرور جامع و دقیق، این مطالعه با محدودیت‌هایی همراه بوده است که باید در تفسیر نتایج مورد ملاحظه قرار گیرند:

الف- ماهیت منابع: حجم قابل‌توجهی از پژوهش‌های نوین در این حوزه، ابتدا در قالب مقالات کنفرانسی منتشر می‌شوند که عموماً از جزئیات روش‌شناسی کمتری در مقایسه با مقالات مجلات برخوردارند.

ب- دسترسی به داده‌ها: بخشی از داده‌ها و یافته‌های مرتبط با پروژه‌های صنعتی یا با بودجه دفاعی، به دلیل محرمانه بودن، در دسترس عموم و جامعه علمی قرار ندارند.

پ- ناهمگونی روش‌شناختی: تنوع در مقیاس‌های مطالعه، ابزارهای اندازه‌گیری، پروتکل‌های جمع‌آوری داده و معیارهای ارزیابی در میان پژوهش‌های مختلف، امکان انجام یک تحلیل کمی و مقایسه آماری مستقیم نتایج را با محدودیت مواجه ساخته است.

[1]. Inductive Content Analysis
[2]. Critical Appraisal Skills Programme

با وجود این محدودیت‌ها، اتخاذ چارچوب نظام‌مند PRISMA 2020، دقت در طراحی راهبرد جستجو و استفاده هم‌زمان از چندین پایگاه داده معتبر باعث شده است تا یافته‌های این مرور از اعتبار علمی بالایی برخوردار باشند و بتوانند پایه‌ای مستحکم برای ارائه تحلیل‌های منطقی را فراهم آورند.

بحث

تحلیل نظام‌مند هشت مطالعه منتخب، تصویر روشنی از بلوغ فزاینده، کاربردهای عملی، چالش‌های پایدار و روندهای آینده در حوزه ادغام فناوری‌های *اینترنت اشیا* و *هوش مصنوعی* برای پایش بوم‌سازگان‌های دریایی ارائه می‌دهد. یافته‌ها در چهار محور اصلی ساختار، کاربردهای عملی، چالش‌های فنی و روندهای نوین، سازماندهی و در مورد آن‌ها بحث شده است.

ساختار شبکه اقیانوسی شناختی

بررسی‌ها مؤید آن است که شبکه اقیانوسی شناختی به‌عنوان یک چارچوب پیشرفته، در حال تکامل به سمت یک سامانه یکپارچه و دارای قابلیت یادگیری مستمر برای مدیریت هوشمند محیط‌های دریایی است. تجزیه‌وتحلیل مطالعات نشان می‌دهد که این ساختار عموماً از چهار لایه به‌هم‌پیوسته تشکیل‌شده است:

۱- لایه ادراک و حسگر[1]: این لایه، خط مقدم جمع‌آوری داده است و شامل شبکه‌ای از حسگرهای فیزیکی-شیمیایی (سنجش دما، شوری، pH، اکسیژن محلول) و حسگرهای زیستی (مانند فلورومتر برای اندازه‌گیری کلروفیل a) می‌شود. به‌طور فزاینده‌ای، ادغام حسگرهای نوری و سونارهای تصویربرداری در این لایه، امکان جمع‌آوری هم‌زمان داده‌های عددی و تصویری با وضوح بالا را فراهم کرده است (Mohsan et al., 2023; Yussof et al., 2021).

۲- لایه پردازش مه[2]: این لایه به‌عنوان یک میان‌افزار هوشمند عمل می‌کند. یافته‌های Li و همکاران (2022) و Menon و همکاران (2022) نشان می‌دهد که استقرار الگوریتم‌های پیش‌پردازش، فشرده‌سازی و حتی مدل‌های سبک‌وزن هوش مصنوعی در این لایه، به‌طور متوسط ۴۰ تا ۶۰ درصد در مصرف انرژی صرفه‌جویی کرده و سبب کاهش قابل‌توجه حجم داده‌های ارسالی به زیرساخت ابری می‌شود.

۳- لایه پردازش ابری[3]: داده‌های پردازش‌شده در لبه و مه، برای تحلیل‌های پیچیده‌تر و ذخیره‌سازی بلندمدت به این لایه ارسال می‌شوند. نقطه قوت این لایه، اجرای مدل‌های پیچیده یادگیری عمیق برای اهدافی مانند مدل‌سازی اکولوژیکی در مقیاس بزرگ و پیش‌بینی روندهای کلان است (Sharma et al., 2025).

۴- لایه کاربردی و سرویس‌دهی[4]: این لایه، محل تبدیل داده‌های خام به دانش عملی برای کاربران نهایی است. خروجی این لایه در قالب پنل‌های مدیریتی، سیستم‌های هشدار بلادرنگ برای پدیده‌هایی مانند شکوفایی جلبک‌های مضر[5] (HABs) و ابزارهای پایش سلامت آبسنگ‌های مرجانی ارائه می‌شود (Palaniswami et al., 2017).

نکته بحث‌برانگیز و کلیدی که در مطالعات جدید به آن پرداخته شده، مفهوم *هوش توزیع‌شده*[6] است. در این فناوری، مرز بین لایه‌ها کمرنگ شده و تصمیم‌گیری‌های پیچیده نه فقط در فضای ابری، بلکه در ایستگاه‌های لبه‌ای و حتی خود حسگرها (با

[1]. Perception and Sensing Layer
[2]. Fog Processing Layer
[3]. Cloud Processing Layer
[4]. Application and Service Layer
[5]. Harmful Algal Blooms
[6]. Distributed Intelligence

کمک تراشه‌های ویژه هوش مصنوعی) صورت می‌پذیرد. این امر وابستگی به ارتباطات پرهزینه و پر تأخیر آکوستیک را کاهش داده و امکان واکنش بلادرنگ به رویدادهای محیطی را فراهم می‌کند (Lv et al., 2022).

کاربردهای عملی اینترنت اشیا و هوش مصنوعی در بوم‌شناسی دریایی

الف- شناسایی و رهگیری خودکار گونه‌های دریایی: یافته‌ها به وضوح نشان می‌دهد که پردازش تصاویر هوشمند تحول شگرفی در مطالعات زیست‌شناسی دریایی ایجاد کرده است. الگوریتم‌های شبکه عصبی کانولوشنی و به‌ویژه YOLO به دلیل سرعت و دقت بالا، به ابزار استاندارد شناسایی و رهگیری موجودات آبزی تبدیل شده‌اند (Tao et al., 2025). برای مثال، مطالعه Winkler و همکاران (2023) نشان داد که ترکیب داده‌های سونار که دارای چند فرستنده است با الگوریتم‌های یادگیری عمیق، امکان رهگیری بلادرنگ حرکت ماهیان را با دقتی بالاتر از ۹۵ درصد فراهم می‌کند. روند نوظهور در این حوزه، ادغام داده‌های چندحسی[1] است، جایی که تصاویر زیرآبی با داده‌های صوتی (برای شناسایی گونه‌های پستاندار) ترکیب می‌شوند تا درک جامع‌تری از رفتار و اکولوژی گونه‌ها به دست آید (Zhao, 2022).

ب- پایش سلامت آبسنگ‌های مرجانی و پیش‌بینی سفیدشدگی: این حوزه یکی از موفق‌ترین کاربردهای هوش مصنوعی در مدیریت اکوسیستم‌های دریایی است. مدل‌های پیش‌بینی کننده با تحلیل توأم تصاویر زیرآبی و داده‌های پیوسته دمای آب (جمع‌آوری‌شده توسط شبکه‌های IoUT)، قادرند پدیده سفیدشدگی مرجان‌ها را تا چند ماه زودتر از روش‌های متعارف پیش‌بینی کنند (Sharan et al., 2021). یک پیشرفت فنی مهم، توسعه الگوریتم‌های حذف پراکندگی[2] برای افزایش وضوح تصاویر زیرآبی است که دقت تشخیص تغییرات ظریف در بافت و رنگ مرجان‌ها را تا ۴۰ درصد افزایش داده است (Manderson et al., 2017). این قابلیت، ارزیابی کمی سلامت مرجان‌ها را در مقیاسی وسیع و مستمر ممکن ساخته است.

پ- پیش‌بینی تغییرات کیفی آب: در این حوزه، مدل‌های شبکه عصبی بازگشتی[3] (RNN) و به‌ویژه حافظه بلند-کوتاه‌مدت (LSTM) به دلیل توانایی در پردازش داده‌های سری زمانی، غالب هستند. Xu و همکاران (2023) نشان دادند که یکپارچه‌سازی داده‌های IoUT با مدل LSTM، دقت پیش‌بینی پارامترهای حیاتی مانند اکسیژن محلول و دما را تا ۹۲ درصد افزایش می‌دهد. این مدل‌ها پایه‌ای برای توسعه سامانه‌های هشدار زودهنگام برای پدیده‌های مخاطره‌آمیزی مانند کمبود اکسیژن (Hypoxia) و شکوفایی جلبک‌های مضر (HABs) هستند که مدیریت پیش‌دستانه را ممکن می‌سازند.

ت- یکپارچه‌سازی داده‌ها و تحلیل هوشمند: شاید تحول‌آفرین‌ترین روند در این حوزه، حرکت به سمت یکپارچه‌سازی داده‌های چندمنبع[4] باشد. در این راستا، داده‌های IoUT با داده‌های ماهواره‌ای سنجش‌ازدور و خروجی مدل‌های اقلیمی-اقیانوسی ترکیب می‌شوند. این نوع یکپارچه‌سازی، ایجاد یک دوقلوی دیجیتال[5] از اکوسیستم دریایی را برای شبیه‌سازی سناریوهای مختلف مدیریتی در آینده نزدیک امکان‌پذیر می‌سازد (Durden et al., 2025; Metheniti et al., 2025).

چالش‌های فنی و اجرایی

علیرغم پیشرفت‌های چشمگیر، توسعه و استقرار گسترده این سامانه‌های هوشمند با موانع جدی روبرو است. منبع انرژی، بزرگ‌ترین مانع برای گره‌های زیرآبی است. اگرچه فناوری‌های نویدبخشی مانند توربین‌های جریانی و مبدل‌های انرژی موج معرفی شده‌اند، اما کارایی و قابلیت اطمینان آن‌ها در شرایط واقعی و خشن دریا هنوز به سطح مطلوب نرسیده است (Barua and Rasel, 2024; Ananthi et al., 2025).

[1]. Multi-modal Data Fusion
[2]. Descattering
[3]. Recurrent Neural Network
[4]. Multi-source Data Fusion
[5]. Digital Twin

ارتباطات آکوستیکی زیرآبی با پهنای باند پایین، تأخیر بالا و آسیب‌پذیری در برابر نویز، دست‌وپنجه نرم می‌کند (Akyildiz et al., 2004). ارتباطات نوری زیرآبی[1] (UOWC) اگرچه پهنای باند بالاتری ارائه می‌دهند، اما به‌شدت تحت تأثیر شفافیت آب و فاصله قرار دارند و برای کاربردهای برد بلند نامناسب هستند (Kaushal and Kaddoum, 2016). حجم عظیم داده‌های تولیدشده توسط حسگرها و به‌ویژه دوربین‌ها، یک چالش زیرساختی بزرگ است. راه‌حل‌های مبتنی بر پردازش در لبه و مه اگرچه مؤثر هستند، اما خود نیازمند طراحی‌های نرم‌افزاری و سخت‌افزاری بسیار بهینه می‌باشند. همچنین نبود چارچوب‌های استاندارد برای پروتکل‌های ارتباطی، فرمت داده و به‌ویژه امنیت سایبری، یک تهدید جدی است. حملاتی مانند تزریق داده‌های جعلی یا اختلال در ارتباطات می‌تواند پایه‌های یک سیستم مدیریت مبتنی بر داده را تخریب کند (Mudholkar et al., 2025; Bokhari et al., 2022).

چشم‌انداز آینده

تحلیل مقالات نشان می‌دهد که تحقیقات آینده در سه جبهه اصلی در حال پیشروی است. جبهه اول سامانه‌های خود تأمین‌کننده انرژی هستند که تمرکز آن‌ها بر برداشت انرژی از محیط دریایی (انرژی موج، جریان‌ها، گرادیان حرارتی و حتی انرژی زیستی) برای ایجاد شبکه‌های کاملاً مستقل است. جبهه دوم شبکه‌های مستقل مبتنی بر یادگیری تقویتی[2] (RL) هستند. از یادگیری تقویتی به‌منظور تصمیم‌گیری‌های بهینه (مانند مدیریت مصرف انرژی و مسیریابی داده) در ایستگاه‌ها بدون نیاز به دخالت مرکزی استفاده می‌شود. جبهه سوم نیز مبتنی بر یکپارچه‌سازی عمیق با مدل‌های کلان‌مقیاس است که نتیجه آن ادغام عمیق‌تر داده‌های IoUT با مدل‌های پیش‌بینی اقلیم و اقیانوسی برای درک ارتباط بین تغییرات محلی اکوسیستم و پدیده‌های جهانی، خواهد شد. این روندها حاکی از گذار از سامانه‌های منفعل پایش‌گر به‌سوی اکوسیستم‌های دریایی هوشمند و فعال است. اکوسیستم‌هایی که قادر به درک، پیش‌بینی و حتی انجام اقدامات اصلاحی خودکار در پاسخ به تغییرات هستند.

نتیجه‌گیری

این مطالعه مروری با تحلیل هشت مطالعه معتبر، به‌وضوح نشان داد که ادغام فناوری‌های پیشرفته در *قالب شبکه اقیانوسی شناختی* و به‌کارگیری الگوریتم‌های *هوش مصنوعی*، در حال ایجاد تحولی بنیادین در مفاهیم پایش و مدیریت بوم‌سازگان‌های دریایی است. تلفیق حسگرهای زیرآبی، پردازش در لبه و هوش مصنوعی، مسیر را از سامانه‌های سنتی، واکنشی و گسسته، به‌سوی اکوسیستم‌های دیجیتال هوشمند، دارای قابلیت به‌روزرسانی مستمر و پیش‌نگر هموار ساخته است. دستاوردهای کلیدی شناسایی‌شده در این مطالعه به شرح زیر است:

- روش‌های پردازش تصویر هوشمند مانند CNN و YOLO دقت شناسایی خودکار گونه‌های دریایی را در تصاویر زیرآبی به بیش از ۹۵ درصد رسانده‌اند.
- مدل‌های پیش‌بینی‌کننده سری زمانی مانند LSTM، با تحلیل داده‌های پیوسته IoUT، قابلیت اطمینان بالایی در پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب مانند دما، شوری و اکسیژن محلول از خود نشان داده‌اند.
- ادغام داده‌های حسگری و تصویری، امکان تشخیص زودهنگام پدیده سفیدشدگی آبسنگ‌های مرجانی را ماه‌ها قبل از وقوع آشکار فراهم کرده است که نقطه عطفی در حفاظت پیشگیرانه از این اکوسیستم‌های حساس به شمار می‌رود.

[1]. Underwater Optical Wireless Communication
[2]. Reinforcement Learning

- توسعه و استقرار گسترده سامانه‌های هوشمند با چالش‌های ساختاری مهمی روبرو است. محدودیت ذاتی منابع انرژی در سامانه‌های حسگر زیرآبی، ناپایداری ذاتی کانال ارتباطات آکوستیک، فقدان پروتکل‌ها و استانداردهای یکپارچه برای تبادل داده و ملاحظات جدی امنیت سایبری ازجمله موانع اصلی هستند که راه را برای بلوغ این نوع فناوری، سد کرده‌اند. در بسیاری از پروژه‌های میدانی، عمر عملیاتی حسگرها به دلیل وابستگی به باتری‌های محدود، بسیار کوتاه است و تعمیر، نگهداری و شارژ مجدد آن‌ها در اعماق دریا، ازنظر فنی و اقتصادی بسیار دشوار و پرهزینه است.

- تمرکز فوری پژوهش و توسعه باید بر روی بهره‌برداری عملی و کارآمد از منابع انرژی تجدیدپذیر در محیط دریایی (مانند انرژی امواج، جریانات زیرآبی، گرادیان‌های حرارتی و حتی انرژی زیستی) باشد. دستیابی به این هدف، کلید رهایی از محدودیت باتری و ایجاد شبکه‌های حسگری کاملاً خودمختار و پایدار است.

- به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری تقویتی (RL) در سامانه‌های پردازشی لبه‌ای و حسگرها، گام بعدی بلوغ این سامانه‌هاست. این امر باعث ارتقای قابلیت تصمیم‌گیری محلی و خودمختار در خود واحدهای شبکه اقیانوسی شناختی شده است که وابستگی به ارتباطات پرهزینه با مرکز را به حداقل می‌رساند و امکان واکنش بلادرنگ به رویدادهای محیطی را فراهم می‌کند.

- پژوهش‌های آینده باید بر روی توسعه چارچوب‌های هوشمند برای ادغام عمیق داده‌های چند منبع متمرکز شوند. این به معنای ترکیب هوشمند داده‌های IoUT با تصاویر ماهواره‌ای سنجش‌ازدور و خروجی مدل‌های پیش‌بینی اقلیمی-اقیانوسی است.

- حرکت به‌سوی عصر اقیانوس‌های هوشمند یک انتخاب نیست، بلکه یک ضرورت برای حفاظت از این میراث مشترک جهانی در برابر تهدیدات فزاینده است. تحقق این چشم‌انداز تنها در سایه همگرایی سه‌گانه فناوری‌های پیشرفته، سیاست‌گذاری‌های پایدار و حمایتگر و همکاری عمیق بین‌رشته‌ای میان اکولوژیست‌های دریایی، مهندسان و دانشمندان علوم رایانه‌ای و فناوری اطلاعات و سیاست‌گذاران ممکن خواهد بود. این هم‌افزایی تاریخی، می‌تواند بنیانی مستحکم برای مدیریت هوشمند منابع دریایی، حفاظت فعال از تنوع زیستی و ایجاد تاب‌آوری در برابر تغییرات اقلیمی آینده را فراهم آورد.

منابع

Akyildiz, I. F., Pompili, D., & Melodia, T. (2004). Challenges for efficient communication in underwater acoustic sensor networks. *ACM Sigbed Review*, *1*(2), 3-8.

Alharbi, H. A., & Aldossary, M. (2021). Energy-efficient edge-fog-cloud architecture for IoT-based smart agriculture environment. *Ieee Access*, *9*, 110480-110492.

Amoli, P. V. (2016). An overview on current researches on underwater sensor networks: Applications, challenges and future trends. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, *6*(3), 955.

Ananthi, M., Lakshmana Kumar, R., Muthu, B., & Punitha, P. (2025). Adaptive marine intelligence and sensing architecture for autonomous underwater ecosystem monitoring using AI and IoT integration. *Intelligent Data Analysis*, 1088467X251339271.

Awalludin, E. A., Yussof, W. N. J. H. W., Bachok, Z., Aminudin, M. A. F., Din, M. S. C., & Hitam, M. S. (2024). Monitoring climate change effects on coral reefs using edge-based image segmentation. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, *14*, 398-408.

Barua, A., & Rasel, M. S. (2024). Advances and challenges in ocean wave energy harvesting. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, *61*, 103599.

Bokhari, S., Hamrioui, S., & Aider, M. (2022). Cybersecurity strategy under uncertainties for an IoE environment. *Journal of Network and Computer Applications*, *205*, 103426.

Boonnam, N., Udomchaipitak, T., Puttinaovarat, S., Chaichana, T., Boonjing, V., & Muangprathub, J. (2022). Coral reef bleaching under climate change: prediction modeling and machine learning. *Sustainability*, *14*(10), 6161.

Cai, S., Zhu, Y., Wang, T., Xu, G., Liu, A., & Liu, X. (2019). Data collection in underwater sensor networks based on mobile edge computing. *IEEE Access*, *7*, 65357-65367.

Chowdhury, A., Jahan, M., Kaisar, S., Khoda, M. E., Rajin, S. A. K., & Naha, R. (2024). Coral reef surveillance with machine learning: A review of datasets, techniques, and challenges. *Electronics*, *13*(24), 5027.

Dar, F., Liyanage, M., Radeta, M., Yin, Z., Zuniga, A., Kosta, S., ... & Flores, H. (2023). Upscaling fog computing in oceans for underwater pervasive data science using low-cost micro-clouds. *ACM Transactions on Internet of Things*, *4*(2), 1-29.

Dastjerdi, A. V., Gupta, H., Calheiros, R. N., Ghosh, S. K., & Buyya, R. (2016). Fog computing: Principles, architectures, and applications. In *Internet of things* (pp. 61-75). Morgan Kaufmann.

Doney, S. C., Fabry, V. J., Feely, R. A., & Kleypas, J. A. (2009). Ocean acidification: the other CO2 problem. *Annual Review of Marine Science*, *1*(1), 169-192.

Durden, J. M. (2025). Environmental management using a digital twin. *Environmental Science & Policy*, *164*, 104018.

Edeh, M. O., Dalal, S., Alhussein, M., Aurangzeb, K., Seth, B., & Kumar, K. (2024). A novel deep learning model for predicting marine pollution for sustainable ocean management. *PeerJ Computer Science*, *10*, e2482.

Elo, S., Kääriäinen, M., Kanste, O., Pölkki, T., Utriainen, K., & Kyngäs, H. (2014). Qualitative content analysis: A focus on trustworthiness. *SAGE open*, *4*(1), 2158244014522633.

Halpern, B. S., Longo, C., Lowndes, J. S. S., Best, B. D., Frazier, M., Katona, S. K., ... & Selig, E. R. (2015). Patterns and emerging trends in global ocean health. *PloS one*, *10*(3), e0117863.

Hughes, T. P., Anderson, K. D., Connolly, S. R., Heron, S. F., Kerry, J. T., Lough, J. M., ... & Wilson, S. K. (2018). Spatial and temporal patterns of mass bleaching of corals in the Anthropocene. *Science*, *359*(6371), 80-83.

IPBES, B. E. (2019). Global assessment report on biodiversity and ecosystem services of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services. *IPBES Secretariat*, *1148*.

Kaushal, H., & Kaddoum, G. (2016). Underwater optical wireless communication. *IEEE Access*, *4*, 1518-1547.

Krishnan, S., & Prabu, M. (2024, December). Predicting Coral Bleaching: Forecasting Degree Heating Weeks using Sea Surface Temperature. In *2024 IEEE 8th International Conference on Information and Communication Technology (CICT)* (pp. 1-6). IEEE.

Li, Y., Takahashi, S., & Serikawa, S. (2022). Cognitive ocean of things: a comprehensive review and future trends. *Wireless Networks*, *28*(2), 917-926.

Lu, H., Wang, D., Li, Y., Li, J., Li, X., Kim, H., ... & Humar, I. (2019). CONet: A cognitive ocean network. *IEEE Wireless Communications*, *26*(3), 90-96.

Lv, Z., Chen, D., Feng, H., Wei, W., & Lv, H. (2022). Artificial intelligence in underwater digital twins sensor networks. *ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN)*, *18*(3), 1-27.

Manderson, T., Li, J., Dudek, N., Meger, D., & Dudek, G. (2017). Robotic coral reef health assessment using automated image analysis. *Journal of Field Robotics*, *34*(1), 170-187.

McLaren, K., McIntyre, K., & Prospere, K. (2019). Using the random forest algorithm to integrate hydroacoustic data with satellite images to improve the mapping of shallow nearshore benthic features in a marine protected area in Jamaica. *GIScience & Remote Sensing*, *56*(7), 1065-1092.

Mell, P., & Grance, T. (2011). The NIST definition of cloud computing. Special Publication 800-145. *National Institute of Standards and Technology*. https://doi.org/10.6028/NIST.SP.800-145

Menon, V. G., Midhunchakkaravarthy, D., Sujith, A., John, S., Li, X., & Khosravi, M. R. (2022). Towards energy-efficient and delay-optimized opportunistic routing in underwater acoustic sensor networks for IoUT platforms: An overview and new suggestions. *Computational Intelligence and Neuroscience*, *2022*(1), 7061617.

Metheniti, V., Parasyris, A., Pereira, R. S., & Kazanjian, G. (2025). Recent Advancements and Challenges in Artificial Intelligence for Digital Twins of the Ocean. *Climate*, *14*(1), 3.

Mohsan, S. A. H., Li, Y., Sadiq, M., Liang, J., & Khan, M. A. (2023). Recent advances, future trends, applications and challenges of internet of underwater things (iout): A comprehensive review. *Journal of Marine Science and Engineering*, *11*(1), 124.

Mudholkar, P., Mudholkar, M., Jijaba, K. J., & Kalita, J. P. (2025). Smart Aquaculture: IoT, Cloud Computing, and AI for Sustainable Fisheries. *Vascular and Endovascular Review*, *8*(17s), 383-391.

Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., ... & Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, *372*. https://doi.org/10.1136/bmj.n71

Palaniswami, M., Rao, A. S., & Bainbridge, S. (2017). Real-time monitoring of the great barrier reef using internet of things with big data analytics. *ITU J. ICT Discov*, *1*(1).

Periola, A. A., Alonge, A. A., & Ogudo, K. A. (2022). Edge computing for big data processing in underwater applications. *Wireless Networks*, *28*(5), 2255-2271.

Prabu, M., Krishnan, S., & Umamageswaran, J. (2025, May). Leveraging Satellite Imagery for Predicting Thermal Heat Stress and Degree Heating Weeks in Coral Reefs using Convolutional LSTM. In *2025 International Conference on Computational Robotics, Testing and Engineering Evaluation (ICCRTEE)* (pp. 1-7). IEEE.

Purkis, S., & Chirayath, V. (2022). Remote sensing the ocean biosphere. *Annual Review of Environment and Resources*, *47*(1), 823-847.

Singh, S., Tran, T. A., & Shaheen, M. (2024). A Comprehensive study of AI (XAI) for ocean health monitoring. In *Artificial Intelligence and Edge Computing for Sustainable Ocean Health* (pp. 213-240). Cham: Springer Nature Switzerland.

Sharan, S., Kininmonth, S., & Mehta, U. V. (2021). Automated CNN based coral reef classification using image augmentation and deep learning. *International Journal of Engineering Intelligent Systems*, *29*(4), 253-261.

Sharma, R., Sungheetha, A., & Reddy, A. (2025). DeepMarineNet: Deep Learning-Enhanced Underwater IoT Framework for Real-Time Marine Ecosystem Monitoring with Spatio-Temporal Analysis, M (Δt, x→). In *2025 2nd International Conference on New Frontiers in Communication, Automation, Management and Security (ICCAMS)* (pp. 1-6). IEEE.

Sully, S., Burkepile, D. E., Donovan, M. K., Hodgson, G., & Van Woesik, R. (2019). A global analysis of coral bleaching over the past two decades. *Nature Communications*, *10*(1), 1264.

Tao, J., Tian, H., Huang, S., Ye, Y., Xiong, Y., Huang, S., ... & Wu, J. (2025). Coral-YOLO: an intelligent optical vision sensing framework for high-fidelity marine habitat monitoring and forecasting. *Sensors*, *25*(23), 7284.

Winkler, J., Badri-Hoeher, S., & Barkouch, F. (2023). Activity segmentation and fish tracking from sonar videos by combining artifacts filtering and a Kalman approach. *IEEE Access*, *11*, 96522-96529.

Xu, H., Lv, B., Chen, J., Kou, L., Liu, H., & Liu, M. (2023). Research on a prediction model of water quality parameters in a marine ranch based on LSTM-BP. *Water*, *15*(15), 2760.

Yussof, F. N., Maan, N., & Md Reba, M. N. (2021). LSTM networks to improve the prediction of harmful algal blooms in the west coast of Sabah. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *18*(14), 7650.

Zhao, J. (2022). *Multi-sensor deep learning for autonomous population monitoring of marine species*. University of Delaware.