(DOI): 10.22092/ISFJ.2025.133256 34(1) 1-36 Iranian Scientific Fisheries Journal

# Perspective of artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) in fisheries science

Ahmadi A.[1†]; Haghi Vayghan A.[2*†]

[*]a.haghi@urmia.ac.ir

1-Department of Fisheries, Faculty of Natural Resources, University of Guilan, Sowmeh Sara, Iran
2-Department of Ecology and Aquatic Stocks Management, Artemia and Aquaculture Research Institute, Urmia University, Urmia, Iran. Postal Code: 57179-44514
†Should be considered joint first author

Received: November 2024 Accepted: January 2025 Published: April 2025

Copyright: © 2025 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

## Introduction

The integration of artificial intelligence and emerging technologies into fisheries science has fundamentally transformed marine resource management approaches (Bradley *et al*., 2019; Ebrahimi *et al*., 2021). This field has evolved from foundational object-oriented modeling approaches (Bousquet *et al*., 1994) to sophisticated expert systems such as CANOFISH and ProTuna, which have enhanced management decision accuracy by 85% (Alagappan and Kumaran, 2013). Currently, the integration of emerging technologies including satellite image processing, smart sensor networks (WSN), and deep learning algorithms has created a new paradigm in sustainable marine resource management (Lu *et al.*, 2024). Global fisheries face significant challenges, as FAO reports indicate 94% of aquatic resources are in two distinct states: 60% in full exploitation and 34% at levels beyond biological sustainability (Kumar *et al.*, 2024; Stroe, 2024). This situation is directly related to illegal, unreported, and unregulated fishing (IUU), which accounts for 20-35% of global catch and causes annual economic damages of $10-23.5 billion (Samy-Kamal, 2022; Grey, 2023; Lubchenco and Haugan, 2023). Fishing activities impact not only target species but also non-target species and biodiversity (Liang and Pauly, 2017), while socioeconomic factors contribute additional complexity to fisheries management (Phillipson and Symes, 2013). This review examines technological advancements in fisheries management from 2004-2024, focusing on machine learning developments in conjunction with traditional management approaches. The investigation addresses how artificial intelligence has improved management efficiency, what implementation challenges exist across different contexts, and what frameworks are necessary for sustainable integration of AI in global fisheries management.

[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

**Methodology**

This study applies a systematic review methodology that comprises both quantitative and qualitative methods to examine the implementation and effectiveness of AI technologies in fisheries management. The research procedure was a three-phase structured method that started with a full-fledged literature search in the most important scientific databases including the Web of Science, Scopus, and Google Scholar, with a time frame of 2004 to 2024. Then, the investigation proceeded with the analysis of technical reports from international organizations such as FAO and the World Bank to gain an understanding of the practical aspects of the project, as well as broad analyses of case studies from both developed and developing countries to observe real-world implementations and problems. Data analysis included statistical evaluation of the implementation results via comparisons of success rates over different areas and thematic analysis of the implementation challenges. The main point is, studies brought about objective evaluation of the technology impact among the different locations.

**Results**

Artificial intelligence and emerging technologies have demonstrated significant contributions to fisheries management. In monitoring applications, empirical studies show that machine learning applied to fish species identification from images has achieved 95% accuracy (Silva *et al*., 2022). Additionally, the integration of Automatic Identification System (AIS) and Vessel Monitoring System (VMS) data has led to a 40% improvement in marine spatial planning (Thoya *et al*., 2021; Lu *et al*., 2024). Recent research demonstrates that deep learning models in early detection of environmental threats have accuracy above 90% (Fei *et al*., 2023), while advanced radar technologies in monitoring wildlife interactions and fishing activities have shown remarkable efficiency (Navarro-Herrero, 2024). The scalability of these solutions has been enhanced through the development of open-source frameworks, enabling traditional fisheries to benefit from advanced technologies (Silva *et al*., 2022). Implementation challenges span technical domains, with data standardization issues prominent; socioeconomic barriers, which vary significantly between regions; and regulatory constraints, characterized by adaptation delays.

**Discussion and conclusion**

The transformative potential of artificial intelligence in fisheries management requires balanced consideration of technical, socioeconomic, and institutional factors for successful implementation. Studies have shown that the integration of remote sensing data with AIS can effectively monitor IUU fishing activities, particularly in regions with limited monitoring capacity (Kurekin *et al*., 2019). Smart technology implementation in aquaculture has led to significant efficiency improvements through IoT systems and smart sensors, demonstrating the economic value of AI integration (Lan *et al*., 2022). Local ecological knowledge (LEK) complements scientific data by providing deeper understanding of marine ecosystems (Silvano and Valbo-Jørgensen, 2008). Successful examples include identification of causes for fish population decline (Dey *et al.,* 2019) and bycatch management (Cazé *et al*., 2022). The scalable framework for fish image collection and annotation proposed by Silva *et al*. (2022)

[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

demonstrates how technology can be made accessible across different contexts. Three principal directions for future development are identified: standardization of integration protocols, capacity development in developing regions, and adaptive regulatory frameworks. Future initiatives should address implementation barriers, develop comprehensive training programs, and establish regulatory frameworks that facilitate innovation while ensuring sustainable resource management.

**Conflict of Interest**

The authors declare that there is no conflict of interest in this research work.

**Acknowledgment**

We sincerely thank the Office of Vice Chancellor for Research and Artemia and Aquaculture Research Institute of Urmia University for the kind support.

[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

مجله علمی شیلات ایران ۳۶-۱ (۱) ۳٤ (DOI): 10.22092/ISFJ.2025.133256

**مقاله علمی – پژوهشی:**

# چشم‌انداز هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در علوم شیلاتی

آذین احمدی[۱†]، علی حقی وایقان*[۲†]

*a.haghi@urmia.ac.ir

۱ -گروه شیلات، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه گیلان، صومعه سرا، ایران

۲ -گروه اکولوژی و مدیریت ذخایر آبزیان، پژوهشکده آرتمیا و آبزی پروری، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران، کدپستی: ٤٤٥١٤-٥٧١٧٩

†بطور مشترک بعنوان نویسنده اول درنظر گرفته شود

تاریخ دریافت: آبان ۱٤۰۳ تاریخ پذیرش: دی ۱٤۰۳ تاریخ چاپ: اردیبهشت ۱٤۰٤

## چکیده

یکپارچه‌سازی هوش مصنوعی و فناوری‌های نوین در علوم شیلات، تحولی اساسی در روش‌های مدیریت منابع دریایی ایجاد کرده است. در مطالعه حاضر، پیشرفت‌های اخیر در روش‌شناسی هوش مصنوعی، از جمله یادگیری عمیق و رویکردهای سنتی یادگیری ماشین و کاربردهای آنها در شناسایی ماهی، نظارت بر جمعیت، مدیریت پایدار و ارزیابی ذخایر را تحلیل کرده است. یافته‌ها نشان می‌دهد که فناوری‌های هوش مصنوعی ابزارهای قدرتمندی برای مقابله با چالش‌های پیچیده آتی در شیلات جهانی ارائه می‌دهند که از جمله می‌توان به بهبود دقت شناسایی گونه‌ها، افزایش کیفیت ارزیابی ذخایر، کاهش صید ضمنی و مبارزه با ماهیگیری غیرقانونی اشاره نمود. با این‌حال، تحقق پتانسیل کامل هوش مصنوعی در مدیریت شیلات مستلزم رفع چالش‌های موجود در دسترسی به داده‌ها، حساسیت مدل‌ها و موانع فناوری است. مطالعه حاضر، نقشه راهی برای ادغام مسئولانه فناوری‌های هوش مصنوعی در مدیریت شیلات به‌ویژه در ایران ارائه می‌دهد و هدف آن پشتیبانی از شیوه‌های مؤثرتر و پایدارتر در مواجهه با چالش‌های پیچیده زیست‌محیطی و اجتماعی-اقتصادی است.

**لغات کلیدی:** هوش مصنوعی (AI)، یادگیری ماشین(ML)، شیلات، مدیریت پایدار

*نویسنده مسئول

Copyright: © 2025 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

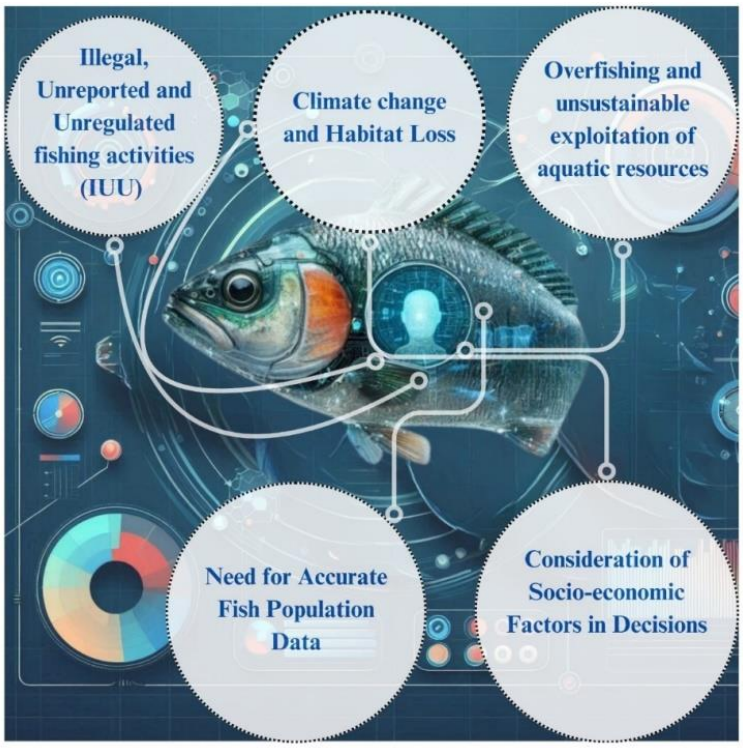
## مقدمه

تحول دیجیتال و پیشرفت‌های قابل‌توجه هوش مصنوعی در آستانه قرن بیست و یکم، رویکردهای مدیریت شیلات جهانی را به طور بنیادین متحول کرده است (Bradley *et al.*, 2019; Ebrahimi *et al.*, 2021). این تحول با محوریت ارتقاء پایداری منابع دریایی و بهینه‌سازی بهره‌برداری اقتصادی، مسیر تکاملی از سیستم‌های ابتدایی جمع‌آوری داده‌ها تا سامانه‌های پیشرفته نظارتی مبتنی بر یادگیری عمیق[1] را طی کرده است (Lan *et al.*, 2022; Lim, 2024). فرآیند توسعه این فناوری‌ها با مطالعات بنیادین در حوزه مدل‌سازی شیءگرا[2] برای مدیریت شیلات آغاز شد (Bousquet *et al.*, 1994) و طی سه دهه، با توسعه سیستم‌های خبره پیشرفته (CANOFISHوProTuna) به افزایش ۸۵ درصدی در دقت تصمیم‌گیری‌های مدیریتی منجر گردید (Alagappan and Kumaran, 2013). در حال حاضر، یکپارچه‌سازی فناوری‌های نوظهور شامل پردازش تصویر ماهواره‌ای، شبکه‌های حسگر هوشمند[3](WSN) و الگوریتم‌های یادگیری عمیق، پارادایم جدیدی در مدیریت پایدار منابع دریایی ایجاد کرده است (Lu *et al.*, 2024). بررسی وضعیت شیلات جهانی نشان‌دهنده روند نامطلوب در بهره‌برداری از منابع دریایی است. مطابق با گزارش‌های سازمان خواربار و کشاورزی ملل متحد (FAO)، ۹۴ درصد از ذخایر آبزیان در دو وضعیت متمایز: ۶۰ درصد در شرایط بهره‌برداری کامل و ۳۴ درصد تحت بهره‌برداری فراتر از سطح پایدار زیستی، قرار دارند (Kumar *et al.*, 2024; Stroe, 2024). این وضعیت با پدیده صید غیرقانونی، گزارش نشده و کنترل‌شده (IUU) با حجمی معادل ۳۵-۲۰ درصد از صید جهانی (۱۱-۲۶ میلیون تن) در ارتباط مستقیم است که خسارات اقتصادی سالانه ۲۳/۵-۱۰ میلیارد دلاری به‌همراه دارد (Samy-Kamal, 2022;Grey, 2023; Lubchenco and Haugan, 2023). پویایی اکوسیستم‌های دریایی تحت تأثیر تغییرات اقلیمی، آلودگی و صید بی‌رویه، نیاز به داده‌های بلادرنگ را افزایش داده است. در این زمینه، مطالعات نشان می‌دهد، فعالیت‌های صیادی علاوه بر گونه‌های هدف، بر گونه‌های غیر هدف و تنوع زیستی نیز تأثیر عمیقی می‌گذارند (Liang and Pauly, 2017) این وضعیت، ضرورت اتخاذ رویکردی جامع در مدیریت منابع دریایی را برجسته می‌سازد. عوامل اجتماعی-اقتصادی نیز بُعد مهمی از پیچیدگی مدیریت شیلات را تشکیل می‌دهند (Phillipson and Symes, 2013). بنابراین، نیاز به رویکردی چند رشته‌ای برای تلفیق داده‌های اکولوژیک و اجتماعی-اقتصادی، بیش‌ازپیش احساس می‌شود. چالش اصلی در مدیریت نوین شیلات در شکل ۱ نشان داده شده است. فناوری‌های هوشمند در پاسخ به این چالش‌های چند وجهی، قابلیت‌های متنوعی در پردازش داده‌ها، تحلیل‌های پیش‌بینی‌کننده و نظارت آنی ارائه می‌دهند. مطالعات تجربی نشان می‌دهد که کاربرد یادگیری ماشین[4] در شناسایی گونه‌های ماهی از تصاویر، دقتی معادل ۹۵ درصد را محقق ساخته است (Silva *et al.*, 2022). همچنین یکپارچه‌سازی داده‌های سیستم شناسایی خودکار (AIS[5]) و سیستم نظارت بر شناورها (VMS[6])، بهبود ۴۰ درصدی را در برنامه‌ریزی مکانی دریایی به‌همراه داشته است (Thoya *et al.*, 2021; Lu *et al.*, 2024). دامنه کاربرد این فناوری‌ها از پیش‌بینی تغییرات اکولوژیک تا تشخیص الگوهای صید گسترش یافته است. پژوهش‌های اخیر نشان می‌دهند که مدل‌های یادگیری عمیق در تشخیص زودهنگام تهدیدات زیست‌محیطی دارای دقتی بالای ۹۰ درصد هستند (Fei *et al.*, 2023) و فناوری‌های نوین رادار در نظارت بر تعاملات حیات‌وحش و فعالیت‌های صیادی کار آیی چشمگیری از خود نشان داده‌اند (Navarro-Herrero, 2024). مقیاس‌پذیری این راهکارها نیز با توسعه چارچوب‌های منبع-باز[7]، امکان بهره‌مندی صیادی سنتی از فناوری‌های پیشرفته را فراهم آورده است (Silva *et al.*, 2022).

[1] Deep Learning
[2] Object-Oriented Modeling
[3] Smart Sensor Networks
[4] Machine Learning
[5] Automatic Identification System
[6] Vessel Monitoring System
[7] Open-Source Frameworks



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]




**شکل ۱: پنج چالش اصلی در مدیریت نوین شیلات: صید غیرقانونی (IUU)، تغییرات اقلیمی و تخریب زیستگاه، صید بیش از حد، نیاز به داده‌های جامع و ملاحظات اجتماعی-اقتصادی در تصمیم‌گیری‌ها**

**Figure 1: Five major challenges in modern fisheries management: IUU fishing, climate change and habitat degradation, overfishing, need for comprehensive data, and socio-economic considerations in decision-making**

این مقاله مروری با هدف ارائه تصویری جامع از تحولات اخیر در کاربرد هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در مدیریت شیلات تدوین‌شده است. ساختار مقاله به‌گونه‌ای طراحی‌شده است که ارتباط متقابل چالش‌ها و راهکارها را به‌روشنی نمایان می‌سازد: بخش اول به معرفی چارچوب روش‌شناسی جمع‌آوری داده با تمرکز بر شبکه‌های حسگر و فناوری‌های سنجش‌ازدور می‌پردازد؛ این مبنای فنی در بخش دوم با بررسی خط تولید پردازش داده و رویکردهای یادگیری ماشین تکمیل می‌شود؛ بخش سوم کاربردهای عملی این فناوری‌ها را در قالب بینایی کامپیوتری و سیستم‌های هوشمند بررسی می‌کند و درنهایت، بخش چهارم با تحلیل چالش‌های پیاده‌سازی و ترسیم چشم‌انداز آینده، مسیر تحقیقات آتی را روشن می‌سازد.

## روش بررسی

مطالعه حاضر در قالب یک پژوهش مروری روایتی با هدف بررسی جامع کاربردهای هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در علوم شیلات انجام شده است. روش‌شناسی پژوهش بر پایه مرور نظام‌مند و تحلیل محتوای منابع علمی معتبر استوار است و به ارزیابی تحولات و روندهای نوین در این حوزه می‌پردازد. فرآیند گردآوری اطلاعات با جستجوی نظام‌مند در پایگاه‌های داده علمی معتبر بین‌المللی (Web of Science ، Scopus و Google Scholar) صورت گرفته است. منابع مورداستفاده در این پژوهش شامل مقالات علمی-پژوهشی، مستندات فنی، گزارش‌های سازمان‌های معتبر بین‌المللی (فائو و بانک جهانی) و مطالعات موردی پیشرو در صنعت شیلات است. کلیدواژه‌های جستجو با تمرکز بر مفاهیم هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، پردازش تصویر و کاربردهای آنها در



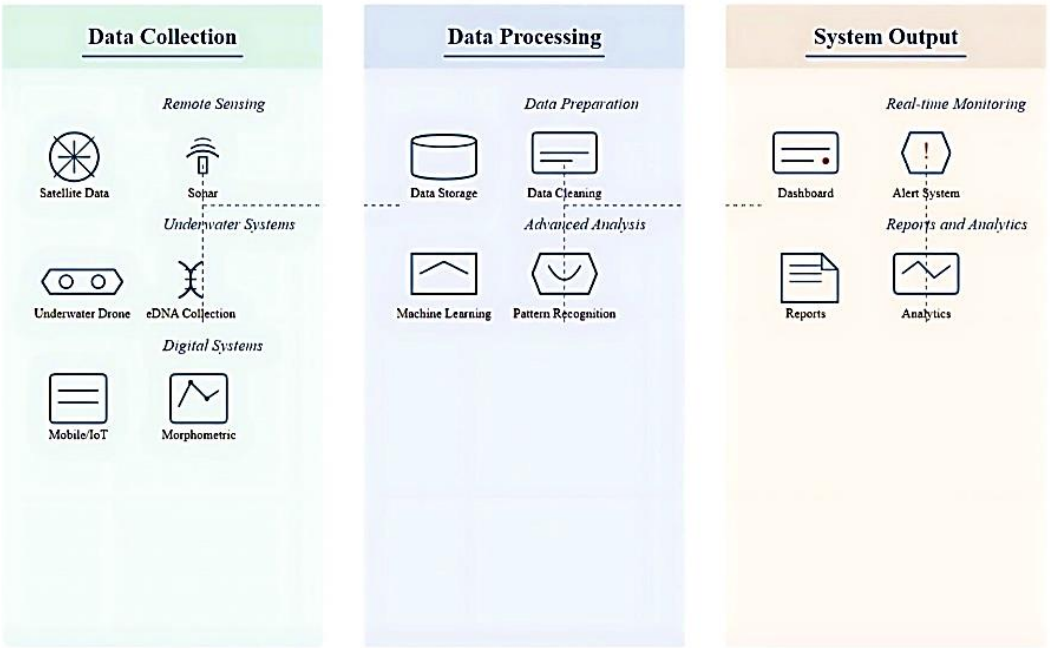
[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

حوزه شیلات انتخاب شده‌اند. چارچوب تحلیلی پژوهش در چهار محور راهبردی: نخست، سیستم‌های نوین جمع‌آوری و پردازش داده‌ها؛ دوم، کاربردهای یادگیری ماشین در مدیریت شیلات؛ سوم، سیستم‌های پشتیبانی تصمیم و مدیریت یکپارچه و چهارم، چالش‌ها و چشم‌انداز آینده، سازمان‌دهی شده است. در هر محور، ضمن بررسی عمیق پیشرفت‌های فناورانه، به تحلیل جامع پیامدهای عملیاتی و کاربردی در حوزه شیلات پرداخته‌شده است. این رویکرد تحلیلی با بهره‌گیری از روش‌های تحلیل محتوای کیفی و مقایسه تطبیقی، امکان ارزیابی دقیق وضعیت موجود و شناسایی روندهای نوظهور را فراهم می‌آورد.

## مرور منابع

### روش‌های نوین جمع‌آوری و پردازش داده‌ها در شیلات

روش‌های نوین جمع‌آوری و پردازش داده‌ها در شیلات در شکل ۲ نشان داده شده است. طراحی، پیاده‌سازی و ارزیابی بهینه سیستم‌های هوش مصنوعی در شیلات و آبزی‌پروری مستلزم درک جامعی از معماری‌های فنی، معیارهای عملکرد، الزامات داده و کاربردهای دنیای واقعی است. این رویکرد چندوجهی برای مقابله با چالش‌های منحصربه‌فرد در محیط‌های مختلف آبزی‌پروری و تضمین پایداری و کارایی ضروری است.




**شکل ۲: ساختار سه‌لایه‌ای سیستم هوشمند مدیریت شیلات: جمع‌آوری داده‌ها، پردازش و خروجی‌های عملیاتی برای مدیریت و نظارت بر منابع آبزیان**

**Figure 2: Three-layer structure of intelligent fisheries management system: data collection, processing, and operational outputs for aquatic resource management and monitoring**

کاربرد هوش مصنوعی در علوم شیلات از طریق یک ساختار لایه‌ای پیچیده صورت می‌گیرد که هر لایه آن نقش حیاتی در تبدیل داده‌های خام به بینش‌های عملیاتی ایفاء می‌کند. این ساختار لایه‌ای که در ادامه مورد بررسی قرار می‌گیرد، شامل سه سطح اصلی: جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌ها، تحلیل و مدل‌سازی و سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری، است. هر لایه با بهره‌گیری از فناوری‌های پیشرفته و الگوریتم‌های هوشمند، مجموعه‌ای از چالش‌های خاص را در حوزه مدیریت شیلات مورد هدف قرار می‌دهد.



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

### جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌ها

لایه اول شامل جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌ها بوده که برای موفقیت هر کاربرد هوش مصنوعی حیاتی است. مطالعات مختلف بر اهمیت ادغام داده‌های علم شهروندی[1] با روش‌های تحقیقاتی سنتی تأکید کرده‌اند. در مطالعه Begossi و Salivonchyk (۲۰۱۹) نشان می‌دهد که چگونه علم شهروندی می‌تواند داده‌های مکانی-زمانی ارزشمندی را برای تحقیقات شیلات فراهم کند و مجموعه داده‌های در دسترس برای تحلیل هوش مصنوعی را تقویت نماید. علاوه‌براین، Silva و همکاران (۲۰۲۲) چارچوبی مقیاس‌پذیر برای جمع‌آوری و حاشیه‌نویسی تصاویر ماهی پیشنهاد کردند که برای آموزش مؤثر مدل‌های هوش مصنوعی ضروری است. روش‌ها و فناوری‌های نوین جمع‌آوری داده در علوم شیلات در جدول ۱ ارائه شده است.

### تحلیل داده‌ها و مدل‌سازی

لایه دوم بر تجزیه‌وتحلیل سیستماتیک داده‌ها و مدل‌سازی پیشرفته معطوف می‌گردد. در این مرحله، رویکردهای نوین هوش مصنوعی برای استخراج و استنباط الگوهای معنادار از مجموعه داده‌های تجمیع شده و به صورت هدفمند به‌کار گرفته می‌شوند. Brooks و همکاران (۲۰۱۹) ادغام داده‌های بیوتلمتری[2] را در مدیریت شیلات مورد بررسی قرار داده‌اند. آنها بحث می‌کنند که چگونه چنین داده‌هایی می‌توانند از طریق درک بهتر رفتار ماهی و استفاده از زیستگاه، تصمیمات مدیریتی را هدایت کنند. علاوه‌براین، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تحلیل مجموعه‌های داده پیچیده، امکان بهبود ارزیابی‌های ذخایر و استراتژی‌های مدیریتی را فراهم می‌کند (Karr *et al.*, 2017).

### سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری[3]

لایه سوم شامل توسعه سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری (DSS) است که از هوش مصنوعی برای کمک به مدیران شیلات در اتخاذ تصمیمات آگاهانه استفاده می‌کنند. مطالعه Cooke و همکاران (۲۰۲۳) بر اهمیت مدیریت شیلات مبتنی بر علم تأکید می‌کند که از نبوغ مبتنی بر هوش مصنوعی برای افزایش پایداری و تخصیص بهینه منابع بهره می‌برد. این سیستم‌های پشتیبان تصمیم‌گیری قادرند حجم گسترده‌ای از داده‌ها را ترکیب کرده و پیشنهادهای قابل اجرایی را برای ذینفعان فعال در حوزه مدیریت شیلات ارائه دهند.

### روش‌های پردازش داده‌ها در علوم شیلات

این بخش به بررسی پردازش داده‌ها در شیلات و آبزی‌پروری می‌پردازد. در ادامه، روش‌های مختلف یادگیری ماشین (یادگیری نظارت‌شده و غیر نظارتی)، همراه با کاربردهای عملی آنها در مدیریت آبزی‌پروری موردبحث قرار می‌گیرند. همچنین پیشرفت‌های اخیر در زمینه یادگیری عمیق، پردازش تصویر و سیستم‌های جمع‌آوری داده، به همراه تأثیر آنها بر بهبود عملکرد و پایداری این صنعت، به‌تفصیل بررسی می‌شوند. سیستم هوش مصنوعی به عنوان نرم‌افزاری تعریف می‌شود که با بهره‌گیری از یک یا چند تکنیک و رویکرد مشخص، از قابلیت تولید خروجی‌های متنوعی چون محتوا، پیش‌بینی‌ها، توصیه‌ها و تصمیمات برخوردار است. این سیستم‌ها که بر اساس اهداف تعریف‌شده به‌وسیله انسان عمل می‌کنند، می‌توانند تأثیرات قابل‌توجهی بر محیط‌های تعاملی خود بگذارند. تکنیک‌ها و رویکردهای هوش مصنوعی در سه گروه اصلی: رویکردهای یادگیری ماشین، رویکردهای مبتنی بر منطق و دانش و رویکردهای آماری، دسته‌بندی‌شده‌اند. گروه نخست که شامل یادگیری با نظارت، بدون نظارت و تقویتی است، از روش‌های متنوعی از جمله یادگیری عمیق بهره می‌برد. گروه دوم بر پایه بازنمایی دانش، برنامه‌نویسی منطقی، پایگاه‌های دانش و سیستم‌های خبره استوار است درحالی‌که گروه سوم روش‌های آماری، تخمین بیزی و تکنیک‌های بهینه‌سازی را دربرمی‌گیرد (Fernandes-Salvador *et al.*, 2020).

[1] Citizen science
[2] Biotelemetry
[3] Decision Support Systems



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

**جدول ۱: روش‌ها و فناوری‌های نوین جمع‌آوری داده در علوم شیلات و منابع علمی مرتبط با آنها(۲۰۲۴-۲۰۱۰)**

**Table 1: Modern data collection methods and technologies in fisheries science and their associated scientific**

| Technology Category | Methods/Technologies | References |
|---|---|---|
| Imaging Systems | Underwater imaging systems | Mallet & Pelletier (2014) |
| | Simple and advanced BRUV | Whitmarsh et al. (2017) |
| | Satellite imaging techniques | Pelletier et al. (2021) |
| | Advanced imaging solutions | Watt et al. (2023) |
| | Modern underwater cameras | Sherman et al. (2023) |
| Acoustic Systems | High-frequency Acoustic Recording Packages (HARP) | Wiggins et al. (2010) |
| | Hydrophones | Francisco & Sundberg (2015) |
| | Sonar systems | Francisco & Sundberg (2015) |
| Automated Systems | Wireless Sensor Networks (WSN) | Guobao et al. (2014) |
| | WSN and IoT integration | Pitas et al. (2014) |
| | Automated monitoring solutions | Bond et al. (2022) |
| Data Management | R2R system | Brodie et al. (2018) |
| | KODC | Carbotte et al. (2022) |
| | Satellite data analysis systems | Kim and Kim (2023) |
| Biological Sampling | Environmental DNA techniques | Thomsen and Willerslev (2015) |
| | Digital morphometric systems | Fischer et al. (2024) |
| Management Systems | Vessel Monitoring System (VMS) | Tsou (2010) |
| | Deckhand system | Girard & Du Payrat (2017) |
| | Mobile applications | Liu et al. (2023) |

نکته قابل‌توجه در این طبقه‌بندی آن است که اگرچه دو گروه نخست مستقیماً به حوزه‌های تخصصی هوش مصنوعی در علوم کامپیوتر مرتبط شده، اما گروه سوم بیشتر دربرگیرنده حوزه‌های عمومی‌تری است که معمولاً به عنوان پایه‌های ریاضی و آماری هوش مصنوعی شناخته می‌شوند. این طبقه‌بندی با رویکردی انعطاف‌پذیر و آینده‌نگر طراحی‌شده است به‌طوری‌که نه‌تنها امکان همپوشانی بین گروه‌ها را در نظر می‌گیرد (رویکردهای یادگیری ماشین بیزی) بلکه از قابلیت به‌روزرسانی متناسب با پیشرفت‌های فناوری نیز برخوردار است.

## روش‌های یادگیری ماشین

### یادگیری نظارت‌شده[1]

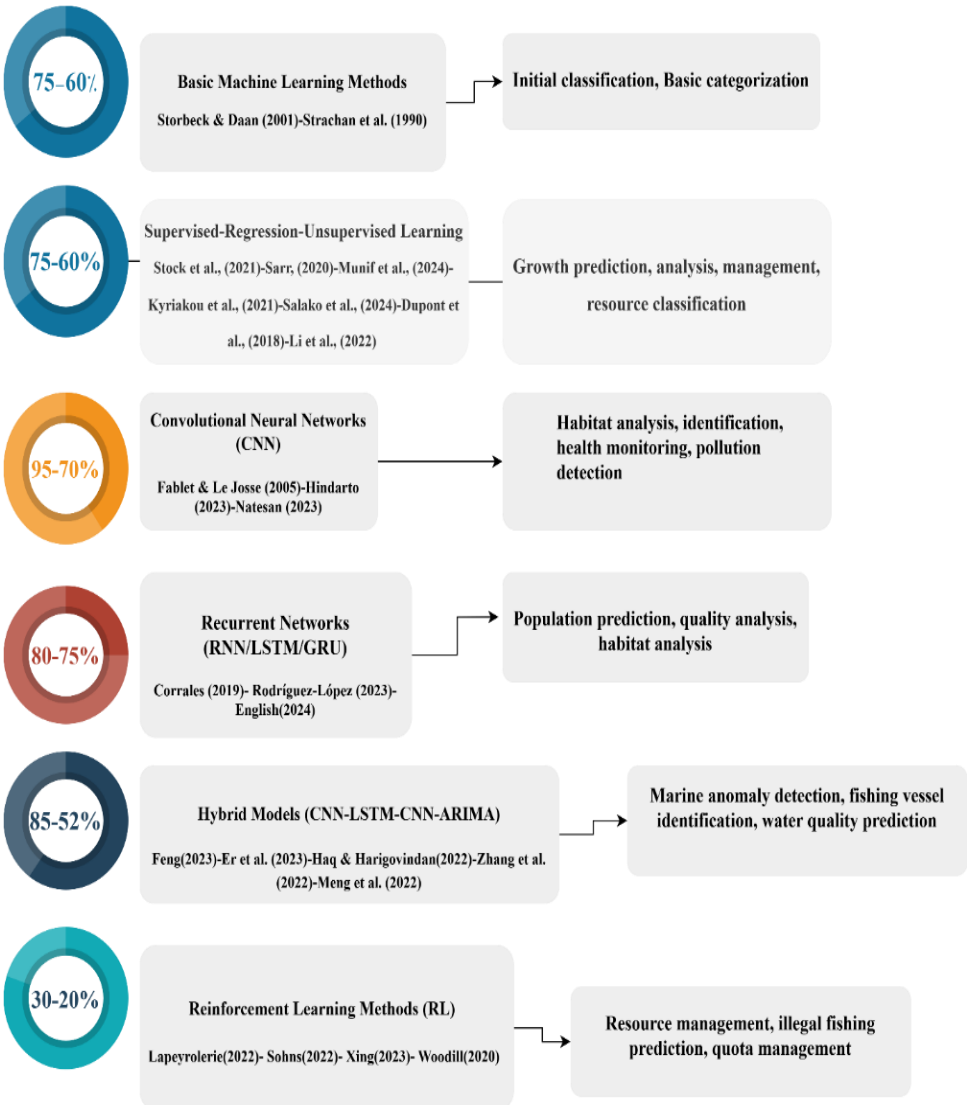
یادگیری نظارت‌شده به عنوان پرکاربردترین رویکرد یادگیری ماشین در علوم شیلات، با قابلیت آموزش مدل‌ها بر اساس داده‌های برچسب‌خورده شناخته می‌شود. این روش در حوزه تحلیل تصویر، کاربردهای متعددی یافته است. محققان از این رویکرد برای استنباط سن ماهی از طریق تحلیل تصاویر اتولیت استفاده کرده‌اند (Fablet and Le Josse, 2005; Bermejo *et al.*, 2007; Smoliński *et al.*, 2020; Stock *et al.*, 2021) و موفقیت‌های چشمگیری در شناسایی و طبقه‌بندی گونه‌های صیدشده به‌دست آورده‌اند (Strachan *et al.*, 1990; Storbeck and Daan, 2001; White *et al.*,

[1] Supervised Learning



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

2006). همچنین، این روش در نقشه‌برداری زیستگاه‌ها (Beijbom *et al.*, 2012)، طبقه‌بندی بی‌مهرگان (Kiranyaz *et al.*, 2011; Joutsijoki and Juhola, 2011) و شناسایی زباله‌های دریایی (Granado *et al.*, 2019; Kylili *et al.*, 2020) ، نتایج قابل‌توجهی داشته است. مقایسه دقت و کاربردهای روش‌های مختلف یادگیری ماشین در مدیریت شیلات در شکل ۳ نشان داده شده است. در زمینه تحلیل و پیش‌بینی اکوسیستم، یادگیری نظارت‌شده برای ارزیابی دسترسی به منابع غذایی از طریق تجزیه‌وتحلیل نمونه‌های پلانکتونی به‌کار گرفته شده است (Zarauz *et al.*, 2009; Irigoien *et al.*, 2009).




**شکل ۳: مقایسه دقت و کاربردهای روش‌های مختلف یادگیری ماشین در مدیریت شیلات با نرخ موفقیت (۲۰–۹۵ درصد). روش‌های مورد بررسی شامل یادگیری پایه، یادگیری نظارت‌شده، شبکه‌های عصبی پیچشی، شبکه‌های بازگشتی، مدل‌های ترکیبی و یادگیری تقویتی است.**

**Figure 3: Comparison of accuracy and applications of various machine learning methods in fisheries management with success rates (20-95%). Methods reviewed include basic machine learning, supervised learning, CNNs, recurrent networks, hybrid models, and reinforcement learning.**



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

محققان با استفاده از نقشه خودسازمانده (SOM[1])، موفق به درک بهتر پویایی صیادی سنتی شده‌اند (Ahmad *et al.*, 2020). این روش‌ها در پیش‌بینی زیست‌توده و ارزیابی رشد در محیط‌های آبزی‌پروری نیز کاربرد گسترده‌ای یافته‌اند. در حوزه مدیریت و نظارت، توسعه سیستم‌های نظارت الکترونیکی (Wang *et al.*, 2023) افق‌های جدیدی را در کنترل صید گشوده است. Watson و همکاران (۲۰۲۳) از این روش‌ها برای پیش‌بینی فعالیت‌های صید غیرقانونی استفاده کرده و بر اهمیت کیفیت داده‌ها در آموزش مدل‌ها تأکید نموده‌اند. علاوه‌براین، Kyriakou و همکاران (۲۰۲۱) کاربرد یادگیری ماشین را در ارزیابی استراتژی‌های مدیریتی در شرایط محدودیت داده مورد بررسی قرار داده‌اند. در میان الگوریتم‌های مورد استفاده، ماشین بردار پشتیبان (SVM[2]) در صوت‌شناسی شیلات (Sarr *et al.*, 2020) و جنگل تصادفی (RF[3]) در مدیریت داده‌های پیچیده با متغیرهای متعدد (Li *et al.*, 2022) کاربرد گسترده‌ای یافتند. همچنین ماشین‌های تقویت گرادیان (GBMs[4]) در بهبود دقت پیش‌بینی‌های مرتبط با رشد و تولید در محیط‌های آبزی‌پروری نقش مهمی ایفاء کرده‌اند. مطالعات اخیر کمیسیون اروپا (Fernandes-Salvador *et al*, 2020) نشان می‌دهد که این روش‌ها دقت پیش‌بینی‌های رشد را تا ۴۰ درصد بهبود بخشیده‌اند. کاربرد هوش مصنوعی در حوزه مدل‌سازی پیش‌بینی نیز روند رو به رشدی داشته است. بر اساس یافته‌های Pradana (۲۰۲۳) تکنیک‌های یادگیری ماشین (شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN[5]) و جنگل‌های تصادفی (RF))، در پیش‌بینی میزان تولیدات شیلات صیادی کارایی قابل‌توجهی نشان داده است (Pradana, 2023).

## روش‌های یادگیری غیرنظارتی[6]

خوشه‌بندی K-means به عنوان یکی از پرکاربردترین روش‌های یادگیری غیرنظارتی، در گروه‌بندی الگوهای رفتاری و طبقه‌بندی اندازه ماهیان کاربرد گسترده‌ای یافته است. مطالعات Salako و همکاران (۲۰۲۴) نشان می‌دهد که این الگوریتم در گروه‌بندی ماهیان بر اساس ویژگی‌های مورفولوژیک، دقتی بالغ بر ۹۲ درصد دارد. در میان روش‌های خوشه‌بندی داده‌ها، الگوریتم خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی نقاط (DBSCAN[7]) به عنوان رویکردی کارآمد در شناسایی خوشه‌های با اشکال نامنظم و تشخیص نویز در مجموعه داده‌ها شناخته شده است. این الگوریتم، با بهره‌گیری از مفهوم چگالی نقاط در فضای داده‌ها، قابلیت منحصربه‌فردی در تشخیص خوشه‌های با توزیع غیریکنواخت ارائه می‌دهد.

## روش‌های یادگیری عمیق

پیشرفت‌های چشمگیر در حوزه یادگیری عمیق، مدیریت منابع دریایی را متحول کرده است. گرچه روش‌های کلاسیک یادگیری ماشین در تشخیص گونه‌های صید شده موفقیت‌هایی داشته‌اند (Strachan *et al.*, 1990; White *et al.*, 2006) ، ظهور معماری‌های پیشرفته شبکه‌های عصبی، افق‌های نوینی را در این حوزه گشوده است (Xu *et al.*, 2018). در این میان، شبکه‌های عصبی پیچشی (CNN[8]) در پردازش تصویر پیشتاز بوده‌اند. این شبکه‌ها کاربردهای متنوعی از تحلیل تصاویر اتولیت برای تعیین سن ماهیان (Fablet and Le Josse, 2005; Smoliński *et al.*, 2020) تا نقشه‌برداری زیستگاه‌ها (Beijbom *et al.*, 2012) و شناسایی آلودگی‌های دریایی (Granado *et al.*, 2019) داشته‌اند. پیشرفت‌های اخیر مانندFaster R-CNN امکان ردیابی رفتار ماهی (Signaroli *et al.*, 2022) و پایش سلامت آبزیان (Natesan *et al.*, 2023) را فراهم کرده است. در حوزه سنجش از دور نیز، این فناوری در شناسایی مزارع پرورش دریایی (Chen *et al.*, 2022) و توسعه نقشه‌های جامع آبزی‌پروری (Fu *et al.*, 2021) موفق بوده است.

[1] Self-Organizing Map
[2] Support Vector Machine
[3] Ranfom Forest
[4] Gradient Boosting Machine
[1] Artificial Neural Networks
[2] Unsupervised Learning Methods
[3] Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise
[4] Convolutional Neural Networks



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN[1]) با تمرکز بر داده‌های زمانی، مکمل مناسبی برای CNNs هستند. LSTM در پیش‌بینی فراوانی ماهیان (Corrales *et al*., 2019) و GRUدر پیش‌بینی شاخص‌های کیفیت آب (Rodríguez-López *et al*., 2023) کاربرد یافته‌اند. همچنین RNNs در شبیه‌سازی تعاملات گونه‌ها (Que *et al*., 2021) و طبقه‌بندی زیستگاه‌ها با داده‌های سری زمانی (English *et al*., 2024) موفق عمل کرده‌اند. ترکیب این دو معماری نتایج چشمگیری داشته است. مدل‌های هیبریدی CNN-LSTM در پیش‌بینی کیفیت آب (Haq and Harigovindan, 2022)، تخمین میزان صید (Zhang *et al*., 2022) و شناسایی صدای نهنگ‌ها (Feng *et al*., 2023)،کارایی بالایی نشان داده‌اند.

## یادگیری تقویتی[2]

یادگیری تقویتی در مدیریت جمعیت ماهیان و اکوسیستم‌های دریایی که راهکارهای سنتی در آنها چندان موفق نبوده‌اند، رویکردی نوین ارائه می‌دهد. این روش که زیرمجموعه‌ای از یادگیری ماشین محسوب می‌شود، در بهینه‌سازی تصمیم‌گیری‌های مدیریتی از طریق تعامل با محیط کاربرد دارد. مطالعات نشان داده‌اند که یادگیری تقویتی عمیق در تعیین سهمیه‌های صید و مدیریت تغییرات اکولوژیک موفق عمل کرده است (Lapeyrolerie *et al*., 2022). همچنین این روش در تخصیص منابع و ارزیابی اثرات روش‌های مدیریتی بر جمعیت آبزیان، کارایی قابل‌توجهی داشته است (Sohns *et al*., 2022). ترکیب این فناوری با سنجش از دور، امکان پایش بلادرنگ ذخایر آبزیان را فراهم آورده (Silva *et al*., 2022) و در مبارزه با صید غیرقانونی نیز مؤثر بوده است (Woodill *et al*., 2020). با این‌حال، پیچیدگی‌های محیط دریایی و لزوم همکاری بین‌رشته‌ای، چالش‌های اصلی در کاربرد این روش محسوب می‌شوند (Bradley *et al*., 2019).

## رویکردهای مبتنی بر منطق و دانش

سیستم‌های مبتنی بر دانش، با ترکیب پایگاه دانش و موتور استنتاج، به پشتیبانی تصمیم‌گیری در مدیریت شیلات می‌پردازند (Ahmed *et al*., 2019). اهمیت این سیستم‌ها در پاسخ به پیچیدگی‌های فزاینده اکوسیستم‌های دریایی و عوامل اجتماعی-اقتصادی روزافزون شده است (Franco *et al*., 2020). دانش بومی اکولوژیک (LEK[3]) با تکمیل داده‌های علمی، درک عمیق‌تری از اکوسیستم‌های دریایی فراهم می‌کند (Silvano and Valbo-Jørgensen, 2008). نمونه‌های موفق شامل شناسایی علل کاهش جمعیت ماهی‌ها (Dey *et al*., 2019) و مدیریت صید ضمنی (Cazé *et al*., 2022) است. برنامه‌نویسی استقرایی و فناوری‌های نوین مانند GIS (Close and Hall, 2006)، با ترکیب دانش محلی و داده‌های علمی، به پیش‌بینی دقیق‌تر تغییرات جمعیتی (Scandol *et al*., 2009) و درک بهتر اکوسیستم‌های دریایی (Pata and Yñiguez, 2021) کمک می‌کنند. سیر تکاملی رویکردهای مدیریتی در شیلات در جدول ۲ ارائه شده است.

## رویکردهای آماری در علوم شیلات

رویکردهای آماری در علوم شیلات نقشی محوری در تحلیل و مدیریت منابع آبزی ایفاء می‌کنند. تخمین بیزی بهرعنوان روشی کارآمد، امکان ترکیب دانش پیشین با داده‌های مشاهده‌ای را فراهم می‌آورد و به ارزیابی دقیق‌تر ذخایر کمک می‌کند (Friedrich *et al*., 2021). تلفیق روش‌های سنتی آماری با رویکردهای نوین، تحول چشمگیری در تحلیل داده‌های شیلاتی ایجاد کرده است (Kindong *et al*., 2020). روش‌های مبتنی بر طول و شاخص CPUE همچنان در شیلات با داده‌های محدود کاربرد گسترده‌ای دارند (Tai *et al*., 2017; McClanahan and Azali, 2020). معرفی مدل‌های ARIMA و فضای حالت (Zhang *et al*., 2020)، همراه با پیشرفت‌های یادگیری ماشین (Xu *et al*., 2015)، چارچوبی جامع برای پیش‌بینی

[5] Recurrent Neural Networks
[6] Reinforcement Learning

[1] Local Ecological Knowledge



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

تغییرات جمعیتی فراهم آورده است. با این‌حال، چالش‌هایی در ترکیب داده‌های کمّی و کیفی (Lindkvist *et al.*, 2022) و یکپارچه‌سازی دانش سنتی با داده‌های علمی (Roux *et al.*, 2018) وجود دارد. توسعه روش‌های نوین آماری مانند مدل‌های فضای حالت (Aeberhard *et al.*, 2018) و کلیدهای سن-طول (Daley and Leaf, 2019)، افق‌های جدیدی را در مدیریت پایدار منابع شیلاتی گشوده است (Chen *et al.*, 2022). رویکردهای آماری در مطالعات مختلف در جدول ۳ ارائه شده است.

**مدل‌های مارکوف پنهان**

کاربرد مدل‌های مارکوف پنهان (HMMs[1]) در علوم شیلات به طور قابل‌توجهی در سال‌های اخیر گسترش یافته است. این مدل‌ها ابزاری قدرتمند برای تحلیل سیستم‌های پیچیده زیستی هستند که در آن فرآیندهای زیربنایی مستقیماً قابل مشاهده نیستند. مطالعات متعددی کاربرد موفقیت‌آمیز HMM را در زمینه‌های مختلف نشان داده‌اند که از جمله می‌توان به مدل‌سازی حرکات ماهی (Joo *et al.*, 2013)، تشخیص رویدادهای ماهیگیری (Cardiec *et al.*, 2020) و تحلیل پویایی جمعیت، اشاره کرد.

**جدول ۲: سیر تکاملی رویکردهای مدیریتی در شیلات (۲۰۰۶-۲۰۲۲): از سیستم‌های GIS تا مدیریت مشارکتی با تأکید بر دانش بومی و فناوری‌های نوین**

**Table 2: Evolution of fisheries management approaches (2006-2022): From GIS systems to participatory management with emphasis on local knowledge and modern technologies.**

| Year | Author(s) | Key points | Reference type |
|---|---|---|---|
| 2006 | Close and Hall | Application of GIS in analyzing local fisheries data | Methodological |
| 2008 | Silvano and Valbo-Jørgensen | Role of Local Ecological Knowledge (LEK) in complementing scientific fisheries data | Theoretical Framework |
| 2009 | Scandol *et al.* | Inductive modeling of climate effects on shrimp fishing | Research Study |
| 2013 | Alagappan and Kumaran | Development of CANOFISH and ProTuna expert systems with 85% accuracy | Technical Innovation |
| 2015 | Beaufort *et al.* | Introduction of three main pillars of modern fisheries management | Conceptual Framework |
| 2017 | Karr *et al.* | Importance of local fishermen participation in management | Policy Analysis |
| 2018 | Farr *et al.* | Integration of local knowledge with predictive models | Integrated Approach |
| 2019 | Ahmed *et al.* | Development of knowledge-based systems and inference engines | Technical Development |
| 2019 | Dey *et al.* | Application of LEK in studying Ganges fish population decline | Case Study |
| 2019 | Moullec *et al.* | Modeling climate effects on Mediterranean biodiversity | Environmental Study |
| 2019 | Bradley *et al.* | Framework for AI integration in fisheries management | Strategic Framework |
| 2020 | Franco *et al.* | Integration of logical approaches in fisheries management | Management Framework |
| 2020 | Wijermans *et al.* | Improvement of expert systems with machine learning | Technical Innovation |
| 2021 | Ebrahimi *et al.* | Digital transformation in global fisheries management | Review Study |
| 2021 | Lan *et al.* | IoT and smart sensor applications in aquaculture | Technology Implementation |
| 2022 | Cazé *et al.* | Bycatch management with fishermen participation | Participatory Research |
| 2022 | Gordon *et al.* | Importance of participatory processes in fisheries management | Policy Framework |
| 2022 | Silva *et al.* | AI applications in species identification (95% accuracy) | Research Study |
| 2023 | Watson *et al.* | Predictive models for illegal fishing activities | Surveillance Study |
| 2024 | Son and Jeong | Evolution of deep learning applications in fisheries | Review Study |
| 2024 | Lim | Integration of AI in fisheries resource management | Strategic Analysis |
| 2024 | Lu *et al.* | Satellite-based monitoring systems development | Technical Innovation |

[2] Hidden Markov Models



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

**جدول ۳: رویکردهای آماری در علوم شیلات (۲۰۱۲-۲۰۲۴): روش‌های تحلیلی، مدل‌سازی و ارزیابی ذخایر**

**Table 3: Statistical approaches in fisheries science (2012-2024): Analytical methods, modeling, and stock assessment**

| Year | Author(s) | Application in fisheries sciences | Method category |
|---|---|---|---|
| 2012 | Rassweiler *et al*. | Optimized spatial management of marine protected areas | Spatial Management |
| 2013 | Joo *et al*. | HMM modeling for fish movement analysis | Movement Analysis |
| 2014 | Fulton *et al*. | Development of ecosystem-based management approach | Ecosystem Management |
| 2015 | Xu *et al*. | Development of machine learning methods in catch analysis | Machine Learning |
| 2016 | Bitunjac *et al*. | Development of multi-criteria decision framework | Decision Support |
| 2016 | Dowling *et al*. | FishPath system for limited data management | Data Management |
| 2017 | Tai *et al*. | Length-based and CPUE analysis | Stock Assessment |
| 2018 | Anderson *and Ward*. | Triple impact analysis in spatiotemporal modeling | Spatial Modeling |
| 2018 | Kottas and DeYoreo | Nonparametric modeling of fish maturity | Population Dynamics |
| 2018 | Midway *et al*. | Growth parameter estimation using LBB | Parameter Estimation |
| 2018 | Syed and Weber | Development of advanced computational techniques | Computational Methods |
| 2019 | Cave and Michielsens | In-season salmon stock management | Stock Management |
| 2019 | Daley and Leaf | Development of age-length keys | Biological Assessment |
| 2019 | Ding *et al*. | Squid mortality study | Population Studies |
| 2019 | Ferrette *et al*. | DNA barcoding applications | Genetic Analysis |
| 2019 | Tulloch *et al*. | ROI analysis in marine mammal conservation | Conservation Economics |
| 2019 | Ward *et al*. | Kokanee stock composition analysis | Stock Analysis |
| 2020 | Kindong *et al*. | Systematic analysis of population-environmental data | Environmental Analysis |
| 2020 | McClanahan and Azali | Production optimization in coral fisheries | Production Management |
| 2020 | Su *et al*. | Transition to integrated management in China | Integrated Management |
| 2020 | Zhang *et al*. | Development of ARIMA and state-space models | Time Series Analysis |
| 2021 | Akoglu | Pelagic fish study using artificial intelligence | AI Applications |
| 2020 | Cardiec *et al*. | Detection of fishing events using HMM | Event Detection |
| 2021 | Friedrich *et al*. | Role of statistical methods in AI | Statistical Methods |
| 2021 | Gundelund *et al*. | Development of citizen participation platforms | Participatory Research |
| 2021 | Hou *et al*. | Introduction of LBB in Beibu Gulf | Regional Studies |
| 2021 | Jannot *et al*. | Humpback whale entanglement estimation | Marine Mammal Protection |
| 2021 | Lee *et al*. | Combination of ARIMA with neural networks | Hybrid Methods |
| 2021 | Rufener *et al*. | Novel species distribution modeling methods | Distribution Modeling |
| 2021 | Froese *et al*. | CMSY++ method for data-limited stock assessment | Stock Assessment |
| 2022 | Chen *et al*. | Sustainable resource management development | Sustainability |
| 2022 | Oremland *et al*. | Advanced computational methods development | Computational Methods |
| 2022 | Steenbergen *et al*. | Integration of indigenous knowledge | Traditional Knowledge |
| 2022 | Sultana *et al*. | LBB development in population parameter estimation | Population Parameters |
| 2022 | Thompson *et al*. | Bayesian methods in stock assessment | Statistical Analysis |
| 2023 | Casas and Saborido-Rey | Mark-recapture techniques | Population Studies |
| 2023 | Froese | Enhanced CMSY++ statistical improvements | Method Development |



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

| Year | Author(s) | Application in fisheries sciences | Method category |
|---|---|---|---|
| 2023 | Gervasi *et al.* | CMSY integration with Bayesian production models | Hybrid Modeling |
| 2023 | Gu *et al.* | Advanced DNA barcoding applications | Genetic Analysis |
| 2023 | Schwing | Integration of traditional and modern methods | Methodological Integration |
| 2023 | Deka *et al* | Development of deep learning algorithms | Deep Learning |
| 2023 | Paradinas *et al.* | Solving data compatibility issues | Data Management |
| 2023 | Skelly *et al.* | Endangered species survival estimation | Conservation |
| 2023 | Xu | Mackerel stock study | Species-Specific Studies |
| 2024 | Carrella *et al.* | Development of agent-based models | AgentA1:D49-Based Modeling |

علاوه‌براین، توسعه مدل‌های نیمه-مارکوف پنهان (HSMMs) و ترکیب HMM با تکنیک‌های یادگیری ماشین، قابلیت‌های این روش‌ها را برای درک بهتر رفتار ماهی، الگوهای مهاجرت و تغییرات جمعیتی افزایش داده است. با وجود چالش‌های محاسباتی، این مدل‌ها نقش مهمی در بهبود مدیریت شیلات و حفاظت از اکوسیستم‌های دریایی ایفاء می‌کنند.

## تحول دیجیتال در آبزی‌پروری

دگرگونی دیجیتال در حوزه آبزی‌پروری را می‌توان به مثابه یک تحول پارادایمی در نظر گرفت که با یکپارچه‌سازی فناوری‌های پیشرفته در تمامی ابعاد زنجیره ارزش، موجب ارتقاء کارایی عملیاتی و خلق ارزش افزوده می‌گردد. این فرآیند تحولی، علاوه بر تسهیل جمع‌آوری داده‌های کمّی و کیفی با دقت و جامعیت بالا، فرآیند تصمیم‌سازی استراتژیک را تسهیل نموده و روابط سیستماتیک میان ذی‌نفعان را تقویت می‌کند (Chang *et al.*, 2022; Lan *et al.*, 2022; Zheng and Zhang, 2024).

فائو در سال ۲۰۲۱ (FAO, 2022) کتابخانه دیجیتال آبزی‌پروری کارائیب را راه‌اندازی کرد. این پروژه در منطقه‌ای با تولید سالانه ۵,۰۴۷ تن (۲۱.۱ میلیون دلار) متمرکز در بلیز، گویان، هائیتی و جامائیکا شکل گرفت. پلتفرم با ساختار دوگانه (پایگاه داده ذی‌نفعان و منابع تخصصی) اهداف تبادل دانش، توسعه آبزی‌پروری تجاری و ایجاد مخزن اطلاعاتی را دنبال می‌کند. این طرح با مشارکت ۱۵ کشور عضو کاریکوم در پاسخ به چالش‌های شناسایی شده در بررسی ۲۰۲۰ فائو طراحی شده است و توسعه آن از طریق همکاری فائو و CRFM تضمین می‌شود.

## شبکه‌های نظارت جهانی و مبارزه با صید غیرقانونی

تحول دیجیتال در مدیریت منابع دریایی به واسطه پیشرفت‌های چشمگیر در فناوری‌های نوین، الگوی جدیدی در نظارت و بهره‌برداری پایدار از اکوسیستم‌های آبی ارائه کرده است. در این میان، سیستم نظارت الکترونیک شیلات عربستان سعودی که حاصل همکاری مشترک سازمان خواربار و کشاورزی ملل متحد (FAO) و وزارت محیط زیست، آب و کشاورزی (MoEWA) این کشور است، به عنوان نمونه‌ای موفق از این تحول دیجیتال مطرح می‌گردد (Alsharabi *et al.*, 2024). این سیستم پیشرفته که از سال ۲۰۲۱ عملیاتی شده است، با استقرار شبکه‌ای یکپارچه از دوربین‌های نظارتی در قایق‌های صیادی، مراکز تخلیه صید و تالارهای حراج، همراه با پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری عمیق، فرآیند جمع‌آوری و پردازش داده‌ها را به صورت کاملاً خودکار محقق ساخته است. اهمیت راهبردی این نوآوری در بستر رشد قابل توجه صنعت شیلات عربستان سعودی - با افزایش تولید از ۴۹,۰۰۰تن در سال ۲۰۰۰ به ۷۹,۵۰۰تن در سال ۲۰۲۲ - بیش از پیش نمایان می‌شود. این فناوری که در چارچوب پروژه توسعه روستایی پایدار کشاورزی (SRAD)پیاده‌سازی شده است، علاوه بر غلبه بر چالش‌های پیشین (محدودیت‌های اقلیمی، دسترسی به مناطق صعب‌العبور و پیچیدگی‌های تاکسونومیک)، با ارائه داده‌های دقیق و بهنگام به سیاست‌گذاران، امکان اتخاذ تصمیمات مبتنی بر شواهد را فراهم می‌آورد. این رویکرد



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

نوآورانه در نهایت به تضمین امنیت غذایی دریامحور، کاهش اثرات زیست‌محیطی و ارتقای کیفیت معیشت بیش از ۱۵۰،۰۰۰شاغل در این بخش منتهی می‌گردد. ارزیابی نظام‌مند سیستم‌های هوش مصنوعی در علوم شیلات، موضوعی پیچیده و چندبعدی است که نیازمند بررسی دقیق قابلیت‌ها، کاربردها و پیامدهای اقتصادی است. مطالعات Li و همکاران (۲۰۲۱) نشان می‌دهد که روش‌های سنتی مبتنی بر ثبت دستی و داده‌های خوداظهاریFAO، در بسیاری موارد ناکارآمد و نامطمئن هستند. کارایی در این حوزه به توانایی دستیابی به نتایج مطلوب با حداقل مصرف منابع (زمان، نیروی کار و هزینه‌های مالی)، تعریف می‌شود.

**قابلیت‌های فنی و سیستم‌های پیشرفته**

یکی از مزایای اصلی سیستم‌های هوش مصنوعی، ظرفیت آنها در پردازش و تحلیل داده‌ها در زمان واقعی است. مطالعاتSilva و همکاران (۲۰۲۲) و Wibowo و همکاران (۲۰۲۳) نشان می‌دهند که سیستم‌های هوشمند شناسایی گونه‌ها، با دقت ۹۹-۹۰ درصد، برتری چشمگیری نسبت به روش‌های سنتی دارند. ادغام سیستم شناسایی خودکار (AIS) با الگوریتم‌های هوش مصنوعی در مطالعات James و همکاران (۲۰۱۸) و Cheng (۲۰۲۳)، امکان نظارت مستمر بر فعالیت‌های شناورهای ماهیگیری را فراهم می‌کند. این فناوری با تلفیق داده‌های ماهواره‌ای و محیطی، امکان پیش‌بینی الگوهای مهاجرت آبزیان را نیز فراهم می‌کند. در مطالعه Abangan و همکاران (۲۰۲۳) این قابلیت‌ها با توسعه روش‌های صید انتخابی تکمیل شده است. استفاده از دوربین‌های استریو همراه با الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای ارزیابی جمعیت ماهی‌ها، فرآیند جمع‌آوری داده‌ها را در بنادر ماهیگیری تسهیل می‌کند (Su *et al.*, 2021). این سیستم‌ها با خودکارسازی وظایف شناسایی و شمارش گونه‌ها، نه‌تنها حجم کار را کاهش داده بلکه دقت داده‌ها را نیز افزایش می‌دهند (Akavova *et al.*, 2023). الگوریتم‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه آنهایی که بر یادگیری ماشین مبتنی هستند، می‌توانند مجموعه داده‌های بزرگ را برای شناسایی الگوها و روندهای پنهان تحلیل کنند (Gundelund *et al.*, 2021). این سیستم‌ها قادر به تحلیل داده‌های تاریخی صید و متغیرهای محیطی برای پیش‌بینی پویایی ذخایر ماهی هستند که امکان استراتژی‌های مدیریتی فعال‌تر را فراهم می‌کند (Stephenson *et al.*, 2018).

**ارزش اقتصادی و پایداری**

هوش مصنوعی توازنی میان منافع اقتصادی و پایداری در شیلات ایجاد کرده است. مدل‌های پیش‌بینی، هزینه‌های عملیاتی و مصرف سوخت را کاهش داده‌اند (Ferrà *et al.*, 2020; Ebrahimi *et al.*, 2021) و همزمان از ذخایر دریایی محافظت می‌کنند. سیستم‌های یادگیری ماشین با دقت ۸۵٪ رفتارهای مشکوک شناورها را شناسایی می‌کنند (Watson *et al.*, 2023) و مدل‌های مارکوف با دقت ۹۲٪ داده‌های VMS را تحلیل می‌نمایند (Mahendra and Oktavia, 2024). این پیشرفت‌ها نیازمند رویکرد یکپارچه‌ای از فناوری، مشارکت و سیاست‌گذاری است (Li *et al.*, 2021; Silva *et al.*, 2022) که اکوسیستم و معیشت جوامع ساحلی را حفظ می‌کند (Kurekin*et al.*, 2019; Su *et al.*, 2021).

**الگوهای جهانی و جایگاه ایران در پذیرش هوش مصنوعی در شیلات**

**الگوهای منطقه‌ای و زمینه جهانی**

پذیرش و پیاده‌سازی فناوری‌های هوش مصنوعی در حوزه علوم شیلات، الگوهای منطقه‌ای متمایزی را در سطح جهانی به‌نمایش می‌گذارد. این الگوها متأثر از عوامل متعددی (زیرساخت‌های فناورانه، چارچوب‌های تنظیم‌گری و شرایط اجتماعی-اقتصادی)، هستند. در این عرصه، یکپارچه‌سازی هوش مصنوعی در مدیریت شیلات به عنوان رویکردی تحول‌آفرین شناخته شده است که ضمن ارتقاء پایداری و بهبود نظارت، به بهینه‌سازی تخصیص منابع می‌انجامد (Silva *et al.*, 2022).

در مناطق برخوردار از زیرساخت‌های فناوری پیشرفته (آمریکای شمالی و بخش‌هایی از اروپا)، کاربردهای هوش



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

مصنوعی در شیلات از پیچیدگی بیشتری برخوردار است. برای مثال، بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در شناسایی خودکار گونه‌های ماهی رواج یافته است. این امر نه‌تنها فرآیند شناسایی گونه‌ها را تسهیل می‌نماید بلکه بینش‌های ارزشمندی در خصوص اندازه بدن و پویایی جمعیت ماهیان فراهم می‌آورد که برای مدیریت اثربخش شیلات حائز اهمیت است (Ebrahimi *et al.*, 2021).

**مقایسه چالش‌ها و دستاوردها در مناطق مختلف**

مناطق در حال توسعه با چالش‌های اساسی در پذیرش هوش مصنوعی مواجه هستند، اگرچه درک روزافزونی از پتانسیل این فناوری در بهبود مدیریت شیلات وجود دارد (Willette *et al.*, 2023). حکمرانی مبتنی بر هوش مصنوعی به‌ویژه با استفاده از فناوری‌های ماهواره‌ای و پهپادی، به افزایش شفافیت در مدیریت شیلات کمک کرده است (Toonen and Bush, 2018).

در شرق آسیا، چین با بهره‌گیری از سیستم‌های شناسایی خودکار (AIS) در ردیابی شناورها و ارزیابی شدت صید، پیشگام کاربرد هوش مصنوعی در علوم شیلات شده است (Li *et al.*, 2021). این رویکرد در مبارزه با صید غیرقانونی (IUU) مؤثر بوده است (Fujii *et al.*, 2021). در مقابل، کشورهای جنوب شرق آسیا مانند اندونزی و فیلیپین با محدودیت‌های زیرساختی مواجه هستند (Segi, 2014)، هرچند ابتکارات امیدبخشی در جریان است (Gautama *et al.*, 2022).

هند به عنوان نمونه‌ای منحصربه‌فرد، با تمرکز بر مدیریت پایدار شیلات در آبهای داخلی و ساحلی (Keskar *et al.*, 2017)، پتانسیل هوش مصنوعی را در ارزیابی پایداری شیلات معیشتی به رسمیت شناخته است (Mahmood and Ali, 2023).

**موقعیت و چالش‌های ایران**

ایران با برخورداری از موقعیت راهبردی در حاشیه دریای خزر، خلیج فارس و دریای عمان، از ظرفیت قابل‌توجهی در حوزه شیلات و آبزی‌پروری برخوردار است (Fisheries Statistical Yearbook, 2018). در سال‌های اخیر، صنعت شیلات ایران با چالش‌های متعددی (صید بی‌رویه، تخریب زیستگاه‌های دریایی و پیامدهای تغییرات اقلیمی)، مواجه بوده است (Wabnitz *et al.*, 2018; Makki *et al.*, 2023). به منظور مواجهه با این چالش‌ها، رویکردی چندجانبه (تقویت نظارت، پژوهش‌های علمی و مدیریت یکپارچه)، در پیش گرفته شده است. دولت ایران با درک ضرورت تقویت سیستم‌های نظارتی و کنترلی، گام‌های موثری در جهت مدیریت پایدار منابع دریایی برداشته است. پذیرش و پیاده‌سازی فناوری سیستم شناسایی خودکار (AIS) همسو با تلاش‌های بین‌المللی برای مبارزه با صید غیرقانونی، گزارش‌نشده و کنترل‌نشده (IUU)، از جمله توافقنامه اقدامات دولت صاحب بندر سازمان فائو، صورت گرفته است (Aghilinejhad *et al.*, 2018). در این خصوص، بهره‌گیری از فناوری‌های هوش مصنوعی به عنوان راهکاری نوآورانه مطرح شده و کاربردهای گسترده‌ای در تحلیل داده‌های محیطی یافته است (Hashemi, 2024).

در حوزه مطالعات علمی و گونه‌شناسی، یوسفی و همکاران (۲۰۲۴) با تلفیق تکنیک‌های مدل‌سازی اکولوژیک و پیمایش‌های میدانی، موفق به شناسایی مناطق دارای اولویت حفاظتی شدند و توجه ویژه‌ای به منطقه بوم‌شناختی بالادست دجله و فرات که از نظر تنوع گونه‌های بومی غنی هستند، مبذول داشتند (Davoodi and Raisi, 2019; Yousefi *et al.*, 2024). پیمایش‌های میدانی با تکنیک‌های نمونه‌برداری نظام‌مند، مانند صید الکتریکی و تورگذاری، پشتوانه تجربی محکمی برای یافته‌های مدل‌سازی فراهم می‌آورند (Makki *et al.*, 2023). پیشرفت‌های چشمگیری نیز در کاربرد هوش مصنوعی برای مطالعات گونه‌شناسی حاصل شده است. در مطاله Jafari و همکاران (۲۰۲۲) با کاربرد یادگیری ماشین در تحلیل داده‌های مورفومتریک کپور معمولی، روش‌های نوینی را برای تشخیص گونه‌های وحشی و پرورشی معرفی کردند. این پیشرفت‌ها در مطالعات آبهای جنوبی ایران نیز با مطالعات Haghi Vayghan (۲۰۲۱) بر تون هوور (*Thunnus tonggol*) و ارزیابی سطح بهینه بهره‌برداری ادامه یافته است. تحقیقات Haghi Vayghan



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

و Ghanbarzadeh (۲۰۲۲) در حوزه ارزیابی ذخایر با استفاده از مدل‌های CMSY و BSM بر ماهی قباد (*Scomberomorus guttatus*) و مطالعه اخیر Haghi Vayghan و همکاران (۲۰۲۴) بر اسکوئید (*Uroteuthis edulis*) با استفاده از داده‌های سنجش از دور، نشان‌دهنده اهمیت فناوری‌های نوین در مدیریت ذخایر است. در حوزه دریای خزر نیز Zarkami و همکاران (۲۰۲۳) و در مقیاس وسیع‌تر، Vayghan و همکاران (۲۰۲۰) مطالعاتی در زمینه الگوهای پراکنش و رفتار گونه‌ها انجام داده‌اند. مدل‌های پراکنش گونه‌ای (SDMs) نقش کلیدی در این پژوهش‌ها ایفاء می‌کنند و با تلفیق داده‌های اقلیمی، کاربری اراضی و متغیرهای هیدرولوژیک (Yousefi *et al.*, 2024)، امکان پیش‌بینی پراکنش بالقوه گونه‌ها را فراهم می‌آورند. این رویکرد چندرشته‌ای با یکپارچه‌سازی داده‌های مختلف، تصویر جامعی از تاب‌آوری اکوسیستم‌های آبی ارائه می‌دهد (Azimi *et al.*, 2023). بهره‌گیری از سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS)، افق تازه‌ای در تحلیل مکانی توزیع ماهیان و ویژگی‌های زیستگاهی گشوده است (Bagheri, 2023). این فناوری با امکان همپوشانی لایه‌های مختلف اطلاعاتی، درک عمیق‌تری را از ارتباطات متقابل عوامل محیطی میسر می‌سازد و برای تصمیم‌گیری‌های مدیریتی با هدف حفاظت از گونه‌های بومی ضروری است.

## بحث

یکپارچه‌سازی هوش مصنوعی (AI) و فناوری‌های نوظهور در حوزه علوم شیلات، فرصتی بنیادین در زمینه ارتقاء پایداری، افزایش بهره‌وری و بهینه‌سازی شیوه‌های مدیریتی در ابعاد مختلف این صنعت محسوب می‌گردد. دامنه کاربرد هوش مصنوعی در شیلات فراتر از بهبود کارایی عملیاتی بوده به‌ویژه به رفع چالش‌های بحرانی زیست‌محیطی و اکولوژیک تهدیدکننده اکوسیستم‌های دریایی می‌پردازد. این پژوهش با رویکردی جامع‌نگر، به بررسی و تحلیل پیشینه علمی موجود در زمینه کاربردهای هوش مصنوعی در علوم شیلات پرداخته است و راهکارها و مسیرهای توسعه آتی را تبیین می‌نماید. فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی به‌ویژه یادگیری ماشین (ML)، به عنوان ابزاری کارآمد در بهینه‌سازی سامانه‌های تولید آبزیان شناخته شده‌اند. مطالعات Mohale و همکاران (۲۰۲۴) نشان می‌دهد که بهره‌گیری از هوش مصنوعی می‌تواند به ارتقاء چشمگیر پایداری و بهره‌وری در آبزی‌پروری منجر شود و امکان کنترل جامع سامانه‌های تولید را با حداقل آثار زیست‌محیطی و کاهش نیاز به نیروی انسانی فراهم آورد. این مهم با توجه به روند فزاینده تقاضا برای فرآورده‌های دریایی و ضرورت اتخاذ رویکردهای نوآورانه جهت تأمین نیازهای مصرف‌کنندگان، بدون تخریب ذخایر آبزیان، از اهمیت راهبردی برخوردار است. مرور نظام‌مند Ebrahimi و همکاران (۲۰۲۱) نیز با تأیید این دیدگاه، بر اهمیت رویکرد شیلات هوشمند مبتنی بر هوش مصنوعی در گذار از روش‌های ناپایدار مدیریت شیلات تأکید می‌ورزد. حوزه کاربرد هوش مصنوعی به فراتر از آبزی‌پروری گسترش یافته و صنعت شیلات تجاری را نیز دربرمی‌گیرد جایی‌که فناوری‌های پیشرفته پردازش تصویر، امکان شناسایی و طبقه‌بندی خودکار گونه‌های آبزیان را فراهم می‌آورد. همچنین با تمرکز بر توسعه چارچوب‌های مقیاس‌پذیر برای شناسایی خودکار گونه‌های ماهی، نقش این فناوری در ارتقاء کیفیت جمع‌آوری داده‌ها در مناطق با محدودیت داده‌ای تأکید شده است (Silva *et al.*, 2022). این قابلیت در عرصه پایش و مدیریت اثربخش جمعیت‌های آبزیان حائز اهمیت است و امکان ارزیابی بلادرنگ تنوع و فراوانی گونه‌ها را میسر می‌سازد. تلفیق هوش مصنوعی با سامانه‌های ماهواره‌ای و ردیابی شناورها، تحولی بنیادین در نظارت بر فعالیت‌های صیادی ایجاد کرده است. سامانه شناسایی خودکار (AIS) با ارائه داده‌های دقیق از تحرکات شناورها، پژوهشگران را قادر می‌سازد تا الگوهای تلاش صیادی را بازسازی کنند و آثار آن بر اکوسیستم‌های دریایی را مورد ارزیابی قرار دهند (Russo *et al.*, 2019). برای مثال، Russo و همکاران (۲۰۱۹) با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی ردپای صیادی ترالها پرداخته و نقش داده‌های زیست‌محیطی و ناوگانی را در مدیریت پایدار شیلات تبیین نموده‌اند. این توانمندی



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

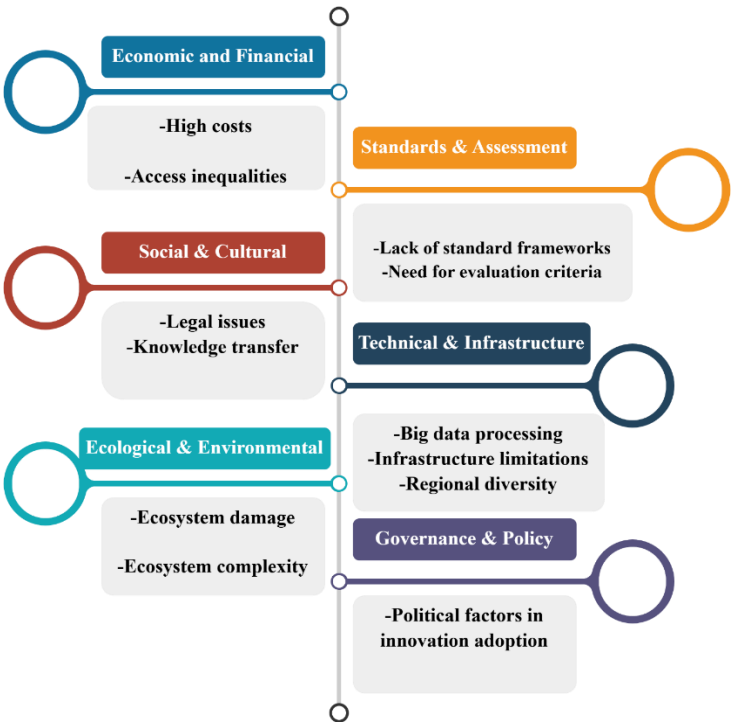
پیش‌بینی برای درک پویایی‌های مکانی فعالیت‌های صیادی و پیامدهای اکولوژیک آنها ضروری به‌نظر می‌رسد. افزون بر کارکردهای نظارتی، هوش مصنوعی نقشی کلیدی در کاهش صید ضمنی در شیلات صنعتی ایفاء می‌کند. Poisson و همکاران (۲۰۲۱) در پژوهش خود به بررسی فناوری‌های نوآورانه‌ای (وسایل خودران زیرسطحی و پهپادهای هوایی)، پرداخته‌اند که با بهره‌گیری از هوش مصنوعی، راهبردهای کاهش صید ضمنی را بهبود می‌بخشند. این فناوری‌ها با قابلیت تحلیل رفتار گونه‌های پلاژیک، به توسعه روش‌های صید انتخابی‌تر منجر می‌شوند که کاهش چشمگیر صید گونه‌های غیرهدف را به‌همراه دارد. این دستاورد مهم به‌ویژه در زمینه حفظ تنوع زیستی و حمایت از گونه‌های دریایی آسیب‌پذیر از اهمیت راهبردی برخوردار است. به‌علاوه، ابعاد اجتماعی-اقتصادی مدیریت شیلات نیز از رهگذر کاربست فناوری‌های هوش مصنوعی، ارتقاء قابل‌توجهی یافته است. در مطالعات اخیر، بر اهمیت یکپارچه‌سازی فناوری‌های پیشرفته (هوش مصنوعی و پایش ماهواره‌ای)، در بهبود مدیریت ذخایر آبزیان و حفاظت از اکوسیستم‌های دریایی تأکید گردیده است (Choudhury *et al.*, 2023). این رویکرد جامع‌نگر، علاوه بر پرداختن به دغدغه‌های زیست‌محیطی، معیشت جوامع صیادی را نیز مد نظر قرار می‌دهد و تضمین‌کننده پایداری و عدالت در شیوه‌های مدیریتی است. نقش علم شهروندی در مدیریت شیلات، روند رو به رشدی را طی می‌کند. بهره‌گیری از منابع داده‌ای غیرمتعارف (داده‌های گردآوری‌شده جوامع محلی)، می‌تواند خلأهای موجود در ارزیابی ذخایر شیلاتی و تدوین راهبردهای مدیریتی را مرتفع سازد ( Oremland *et al.*, 2022). این رویکرد مشارکت‌محور، علاوه بر غنی‌سازی پایگاه‌های داده‌ای، به تقویت مشارکت جامعه در اتخاذ رویه‌های پایدار منجر می‌گردد. قابلیت‌های هوش مصنوعی در علوم شیلات با کاربرد آن در پایش و تحلیل الگوهای رفتاری شناورهای صیادی نمود بیشتری می‌یابد به‌طوری‌که داده‌های بلادرنگ حاصل از سامانه‌های ردیابی شناورها می‌تواند به تدوین راهبردهای مدیریتی کارآمد، پیشگیری از صید غیرمجاز و ارزیابی آثار برداشت بر منابع شیلاتی کمک شایانی نماید (Cheng, 2023) این قابلیت در اجرای مقررات و حصول اطمینان از پای‌بندی صیادان به قوانین، نقشی حیاتی ایفاء می‌کند و نهایتاً به پایداری ذخایر آبزیان می‌انجامد. معضل صید غیرقانونی، گزارش‌نشده و تنظیم‌نشده (IUU) از چالش‌های عمده صنعت شیلات محسوب می‌گردد که فناوری‌های هوش مصنوعی راهکارهای نوینی برای مقابله با آن ارائه می‌دهند. برای مثال، تلفیق داده‌های سنجش از دور ماهواره‌ای با سامانه AIS می‌تواند به پایش مؤثر فعالیت‌های صیدIUU به‌ویژه در مناطق با ظرفیت‌های نظارتی محدود، منجر شود (Kurekin *et al.*, 2019). این رویکرد یکپارچه، توانمندی نهادهای نظارتی را در پایش فعالیت‌های صیادی و اجرای تدابیر حفاظتی ارتقاء می‌بخشد. در موضوع کلان دیگر، تأثیرات تغییرات اقلیمی بر شیلات از دیگر چالش‌های فوری است که هوش مصنوعی می‌تواند در مدیریت آن نقش‌آفرینی نماید. کاربست هوش مصنوعی در مدل‌سازی اثرات موج‌های گرمایی دریایی بر ناوگان‌های صیادی، همان‌گونه که اخیراً Farchadiو همکاران (۲۰۲۴) تبیین نموده است، بینش‌های ارزشمندی را درخصوص نحوه تأثیرگذاری تغییرات محیطی بر فرصت‌های صیادی و دسترسی به منابع فراهم می‌آورد. در روند تکاملی صنعت شیلات، یکپارچه‌سازی هوش مصنوعی و فناوری‌های نوظهور باید با لحاظ ملاحظات اخلاقی و عدالت اجتماعی صورت پذیرد. پتانسیل هوش مصنوعی در تعمیق نابرابری‌ها در دسترسی به منابع و مدیریت آنها نیازمند واکاوی نقادانه است. RUIZ(۲۰۲۴) هشدار می‌دهد که به رغم قابلیت هوش مصنوعی در افزایش کارایی، بی‌توجهی به نیازهای جوامع محلی و ساختارهای حکمرانی در فرآیند پیاده‌سازی، می‌تواند به تشدید نابرابری‌های اجتماعی بیانجامد. از این‌رو، اتخاذ رویکردی متوازن که پیشرفت فناورانه و عدالت اجتماعی را توأمان در اولویت قرار می‌دهد، برای توسعه پایدار شیلات ضروری به‌نظر می‌رسد. یکپارچه‌سازی هوش مصنوعی و فناوری‌های نوظهور در حوزه علوم شیلات با چالش‌های پیچیده و به‌هم‌پیوسته‌ای مواجه شده است. این چالش‌ها با ماهیتی چندبُعدی، طیف



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

گسترده‌ای از حوزه‌های اقتصادی، اجتماعی، فناورانه، بوم‌شناختی و حکمرانی را دربرمی‌گیرند. در این میان، شناخت و درک عمیق موانع موجود، نقشی کلیدی در طراحی و تدوین راهبردهای کارآمد برای ارتقاء نظام مدیریت و تضمین پایداری شیلات ایفاء می‌کند. این چالش‌ها در شکل ۴ به طور اجمالی نشان داده شده است.

یکی از مهم‌ترین موانع در مسیر یکپارچه‌سازی هوش مصنوعی، فقدان چارچوب‌های استاندارد برای سنجش و پذیرش فناوری‌های نوین است.




**شکل ۴: چالش‌های اصلی در پیاده‌سازی سیستم‌های هوشمند در شیلات: بررسی پنج حوزه کلیدی شامل اقتصادی و مالی، استانداردسازی و ارزیابی، اجتماعی و فرهنگی، فنی و زیرساختی، و بوم‌شناختی و حکمرانی**

**Figure 4: Major challenges in implementing intelligent systems in fisheries: analysis of five key areas including economic and financial, standardization and evaluation, social and cultural, technical and infrastructural, and ecological and governance aspects**

Cupp و همکاران (۲۰۲۳) بر اهمیت به‌کارگیری رویکردهای نظام‌مند به‌ویژه چارچوب سطوح آمادگی و بلوغ فناوری (TRL)، در ارزیابی قابلیت‌های ابزارهای نوین تأکید می‌کنند. Bradley و همکاران (۲۰۱۹) در پژوهش خود نشان می‌دهند که به رغم پیشرفت‌های چشمگیر در توسعه سامانه‌های داده‌محور، کاربرد آنها در مدیریت شیلات همچنان محدود و جزیره‌ای باقی مانده است. توجیه‌پذیری اقتصادی و تأمین منابع مالی، چالشی اساسی در پیاده‌سازی نوآوری‌های فناورانه به‌شمار می‌رود.

مطالعه Armsworth و همکاران (۲۰۱۰) در زمینه سنجش کارایی اقتصادی راهکارهای مدیریتی برای حفاظت از گونه‌های تخم‌ریز (تون باله آبی)، بیانگر نیاز به منابع مالی قابل‌توجه برای بهره‌گیری از این فناوری‌هاست. Morgera و Ntona (۲۰۱۷) به شکاف عمیق در توانمندی‌های فناورانه میان کشورها اشاره می‌کنند که می‌تواند دسترسی عادلانه به فناوری‌های پیشرفته را با چالش مواجه سازد.



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

به رغم پیشرفت‌های چشمگیر، چالش‌های قابل‌توجهی در زمینه پردازش داده‌های کلان، استانداردسازی پروتکل‌ها، امنیت سایبری و هزینه‌های نگهداری وجود دارد. با این‌حال، توسعه سیستم‌های مستقل، بهبود الگوریتم‌های یادگیری عمیق و یکپارچه‌سازی بیشتر سیستم‌ها، آینده‌ای امیدوارکننده را نوید می‌دهد (Hastie *et al.*, 2019; Le *et al.*, 2024). زیرساخت‌های فنی و محدودیت‌های اجرایی، مانعی جدی در مسیر پیاده‌سازی موفق فناوری‌های نوین هستند. Spijkers و همکاران (۲۰۲۲) با بررسی تنوع نظام‌های حکمرانی شیلات و تفاوت‌های اساسی در بسترهای فناوری، نشان می‌دهند که موفقیت راهکارهای فناورانه به‌شدت وابسته به شرایط بومی و منطقه‌ای است. در تکمیل این یافته‌ها، Sunde و همکاران (۲۰۲۱) تأکید می‌کنند که ضعف‌های موجود در نظام حکمرانی می‌تواند استفاده مؤثر از نوآوری‌ها را محدود سازد. پیچیدگی ذاتی اکوسیستم‌های دریایی، چالش‌های ویژه‌ای را در استفاده از فناوری‌های نوین ایجاد می‌کند. Hastings و همکاران (۲۰۱۷) هشدار می‌دهند که عدم مدیریت مناسب فناوری‌ها می‌تواند به افزایش صید ضمنی و آسیب به زیستگاه‌های دریایی منجر شود. این در حالی است که Syed و همکاران (۲۰۱۸) بر خطرات نگاه تک‌بعدی به مسائل شیلات و اهمیت درک جامع از پیچیدگی‌های این نظام‌ها تأکید دارند. بستر سیاسی و نظام حکمرانی نیز نقشی اساسی در موفقیت یا شکست پذیرش فناوری‌های نوین ایفاء می‌کند. Nguyen و همکاران (۲۰۱۹) با تمرکز بر اهمیت همکاری و مشارکت در تولید دانش کاربردی، به تأثیر دوگانه عوامل اجتماعی-سیاسی در تسهیل یا مانع‌تراشی برای پذیرش نوآوری‌ها اشاره می‌کنند.

## نتیجه‌گیری

ظهور هوش مصنوعی و فناوری‌های نوین در عرصه علوم شیلات، افق‌های نویدبخشی را برای تحول در مدیریت و بهره‌برداری پایدار از منابع دریایی گشوده است. گستره این تحول، از بهینه‌سازی سامانه‌های آبزی‌پروری تا ارتقاء نظام‌های نظارتی و کاهش صید ضمنی را دربرمی‌گیرد. با این‌حال، تحقق کامل این پتانسیل‌ها، نیازمند رویکردی جامع و یکپارچه در مواجهه با چالش‌های چندبُعدی موجود است. موفقیت در این مسیر مستلزم همگرایی چندین عامل کلیدی است: نخست، تدوین استانداردهای دقیق برای ارزیابی و پذیرش فناوری‌ها که چارچوبی مشخص برای تصمیم‌گیری فراهم می‌آورد؛ دوم، طراحی و پیاده‌سازی سازوکارهای مؤثر برای انتقال دانش و تجربیات که زمینه‌ساز بهره‌برداری بهینه از فناوری‌ها خواهد بود؛ سوم، تقویت همکاری‌های بین‌رشته‌ای میان متخصصان که امکان نگاه جامع به مسائل را فراهم می‌کند و در نهایت، ایجاد چارچوب‌های سیاستی حمایت‌کننده که بستر لازم برای شکوفایی نوآوری‌ها را مهیا می‌سازد. عامل حیاتی دیگر در این مسیر، همکاری تنگاتنگ میان تمامی ذی‌نفعان (از جامعه علمی و سیاست‌گذاران تا جوامع صیادی)، است. این همکاری باید بر پایه درک عمیق از برهم‌کنش‌های پیچیده میان سه حوزه کلیدی: فناوری و قابلیت‌های آن، ملاحظات بوم‌شناختی و پویایی‌های اجتماعی-اقتصادی، شکل گیرد. چنین رویکردی، ضمن تضمین دسترسی عادلانه به مزایای فناوری، می‌تواند صنعت شیلات را در مواجهه با چالش‌های آتی توانمند نماید. در نهایت، شناخت و رفع نظام‌مند این چالش‌ها، بخش شیلات را قادر می‌سازد تا از ظرفیت‌های فناورانه در عرصه اهداف توسعه پایدار بهره‌مند شود. این امر نه‌تنها به افزایش بهره‌وری و کارآیی منجر خواهد شد بلکه مسیری روشن برای حفاظت از اکوسیستم‌های دریایی و تضمین پایداری بلندمدت این صنعت راهبردی ترسیم می‌کند. در نهایت شایان ذکر است، نقش معاونت علمی ریاست جمهوری، سازمان شیلات ایران، دانشگاه‌ها و مؤسسات علمی تخصصی از جمله موسسه تحقیقات علوم شیلاتی کشور بسیار در پیشرفت و موفقیت این مسیر مؤثر است.

## تشکر و قدردانی

از معاونت پژوهش و فناوری دانشگاه و پژوهشکده آرتمیا و آبزی پروری دانشگاه ارومیه قدردانی می شود.



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

## منابع

**Abangan, A., Kopp, D. and Faillettaz, R., 2023**. Artificial intelligence for fish behavior recognition may unlock fishing gear selectivity. *Frontiers in Marine Science*, 10.DOI:10.3389/fmars.2023.1010761

**Aeberhard, W.H., Flemming, J.M. and Nielsen, A., 2018.** Review of state-space models for fisheries science. *Annual Review of Statistics and Its Application*, 5, 1, pp. 215-235. DOI:10.1146/annurev-statistics-031017-100427

**Aghilinejhad, S.M., Gorgin, S., van Uhm, D., Joolaie, R., Ghorbani, R., Paighambari, S.Y., Mohammadi, J. and Jalali, A., 2018.** What are the drivers of the occurrence of illegal fishing and conservation barriers of sturgeons in the Caspian Sea? *Aquatic Conservation: Marine and Freshwater Ecosystems*, 28, 3, pp. 690-701. DOI:10.1002/aqc.2897

**Ahmad, M., Al-Shayea, N., Tang, X., Jamal, A., Al-Ahmadi, H.M. and Ahmad, F., 2020.** Predicting the pillar stability of underground mines with random trees and c4.5 decision trees. *Applied Sciences*, 10, 18, pp. 6486. DOI:10.3390/app10186486

**Ahmed, A., Masri, N., Abu Sultan, Y., Akkila, A.N., Almasri, A., Mahmoud, A.Y., Zaqout, I. and Abu-Naser, S.S., 2019.** Knowledge-based systems survey. *International Journal of Academic Engineering Research*, 3, 7, pp. 1-22.

**Akavova, A., Beguyev, S. and Zaripova, R., 2023.** How AI and machine learning can drive sustainable development. In *E3S Web of Conferences* (Vol. 460, p. 04018). EDP Sciences.

**Akoğlu, E., 2021.** Exploring the dynamics of small pelagic fish catches in the Marmara Sea in relation to changing environmental and bio-optical parameters. *Turkish Journal of Zoology*, 45, 3, pp. 257-265. DOI:10.3906/zoo-2012-12

**Alagappan, M. and Kumaran, M., 2013.** Application of expert systems in fisheries sector. *Research Journal of Animal, Veterinary and Fishery Sciences*, 1, 8, pp. 19-30.

**Alsharabi, N., Ktari, J., Frikha, T., Alayba, A., Alzahrani, A.J., Jadi, A. and Hamam, H., 2024.** Using blockchain and AI technologies for sustainable, biodiverse, and transparent fisheries of the future. *Journal of Cloud Computing*, 13, 1, pp. 135. DOI:10.1186/s13677-023-00595-4

**Anderson, S.C. and Ward, E.J., 2019.** Black swans in space: modeling spatiotemporal processes with extremes. *Ecology*, *100*(1), p.e02403.

**Armsworth, P.R., Block, B.A., Eagle, J. and Roughgarden, J., 2010.** The economic efficiency of a time–area closure to protect spawning bluefin tuna. *Journal of Applied Ecology*, 47, 1, pp. 36-46. DOI:10.1111/j.1365-2664.2009. 01738.x

**Azimi, M., Bagheri, M., Khoshnamvand, H., Abdoli, A. and Ahmadzadeh, F., 2023.** The Silent Threat of a Non-native Oligochaete Species in Irans freshwater: Assessment of the Diversity and Origin of



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

*Eiseniella tetraedra* (Savigny, 1826) and its Response to Climate Change. DOI:10.21203/rs.3.rs-2959416/v1

**Bagheri, M., Azimi, M., Khoshnamvand, H., Abdoli, A. and Ahmadzadeh, F., 2023.** The threat of a non-native oligochaete species in Irans freshwater: assessment of the diversity and origin of Eiseniella tetraedra (Savigny, 1826) and its response to climate change. *Biology Open*, 12, 12, pp. bio060180. DOI:10.1242/bio.060180

**Beaufort, L.B.d., Sedki, K. and Fontenelle, G., 2015.** Inference reasoning on fishers' knowledge using bayesian causal maps. *Ecological Informatics*, 30, pp. 345-355. DOI:10.1016/j.ecoinf.2015.06.005

**Begossi, A. and Salivonchyk, S.V., 2019.** Integrating science and citizen science: the dusky grouper (epinephelus marginatus) sustainable fishery of Copacabana, Rio de Janeiro, Brazil.

**Beijbom, O., Edmunds, P.J., Kline, D.I., Mitchell, B.G. and Kriegman, D., 2012.** Automated annotation of coral reef survey images. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. DOI:10.1109/cvpr.2012.6247798

**Bermejo, S., Monegal, B. and Cabestany, J., 2007.** Fish age categorization from otolith images using multi-class support vector machines. *Fisheries Research*, 84, 2, pp. 247-253. DOI:10.1016/j.fishres.2006.11.028

**Bitunjac, I., Jajac, N. and Katavić, I., 2016.** Decision support to sustainable management of bottom trawl fleet. *Sustainability*, 8, 3, pp. 204. DOI:10.3390/su8030204

**Brodie, S., Litherland, L., Stewart, J., Schilling, H.T., Pepperell, J.G. and Suthers, I.M., 2018.** Citizen science records describe the distribution and migratory behaviour of a piscivorous predator, Pomatomus saltatrix. *ICES Journal of Marine Science*, *75*(5), pp.1573-1582.

**Bond, T., McLean, D.L., Prince, J., Taylor, M.D. and Partridge, J.C., 2022.** Baited remote underwater video sample less site attached fish species along a subsea pipeline compared to a remotely operated vehicle. *Marine and Freshwater Research*, 73, 7, pp. 915-930. DOI:10.1071/mf21300

**Bousquet, F., Cambier, C. and Morand, P., 1994.** Distributed artificial intelligence and object-oriented modelling of a fishery. *Mathematical and Computer Modelling*, 20, 8, pp. 97-107. DOI:10.1016/0895-7177(94)90172-4

**Bradley, D., Merrifield, M., Miller, K.M., Lomonico, S., Wilson, J.R. and Gleason, M., 2019.** Opportunities to improve fisheries management through innovative technology and advanced data systems. *Fish and Fisheries*, 20, 3, pp. 564-583. DOI:10.1111/faf.12361

**Brooks, J.L., Chapman, J.M., Barkley, A.N., Kessel, S.T., Hussey, N.E., Hinch, S.G. and Nguyen, V.M., 2019.** Biotelemetry informing management: case studies exploring successful integration of biotelemetry data into fisheries and habitat



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

management. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 76, 7, pp. 1238-1252. DOI:10.1139/cjfas-2017-0530

**RUIZ, I.C., 2024.** Controlling the environment with Artificial Intelligence risks intensifying social inequalities and colonization. *Open Research Europe*, *4*(16), p.16.

**Carbotte, S.M., OHara, S., Stocks, K., Clark, P.D., Stolp, L., Smith, S.R. and Holik, J., 2022.** Rolling deck to repository: supporting the marine science community with data management services from academic research expeditions. *Frontiers in Marine Science*, 9. DOI:10.3389/fmars.2022.856838

**Cardiec, F., Bertrand, S., Witt, M.J., Metcalfe, K., Godley, B.J., McClellan, C., Vilela, R., Parnell, R.J. and Le Loc'h, F., 2020.** "Too Big To Ignore": A feasibility analysis of detecting fishing events in Gabonese small-scale fisheries. *PLoS One*, *15*(6), p.e0234091.

**Carrella, E., Powers, J., Saul, S., Bailey, R.M., Payette, N., Vert-pre, K.A. and Madsen, J.K., 2024.** Rejection sampling and agent-based models for data limited fisheries. *Frontiers in Marine Science*, 11. DOI:10.3389/fmars.2024.1300845

**Casas, L. and Saborido-Rey, F., 2023.** A review of an emerging tool to estimate population parameters: the close-kin mark-recapture method. *Frontiers in Marine Science*, 10, pp. 1087027. DOI:10.3389/fmars.2023.1087027

**Cazé, C., Réveillas, J., Danto, A. and Mazé, C., 2022.** Integrating fishers knowledge contributions in marine science to tackle bycatch in the Bay of Biscay. *Frontiers in Marine Science*, 9. DOI:10.3389/fmars.2022.832099

**Chang, C.C., Ubina, N.A., Cheng, S.C., Lan, H.Y., Chen, K.C. and Huang, C.C., 2022.** A two-mode underwater smart sensor object for precision aquaculture based on AIoT technology. *Sensors*, 22, 19, pp. 7603. DOI:10.3390/s22197603

**Chen, Y., He, G., Yin, R., Zheng, K. and Wang, G., 2022.** Comparative study of marine ranching recognition in multi-temporal high-resolution remote sensing images based on deeplab-v3+ and u-net. *Remote Sensing*, 14, 22, pp. 5654. DOI:10.3390/rs14225654

**Cheng, X., Zhang, F., Chen, X. and Wang, J., 2023.** Application of artificial intelligence in the study of fishing vessel behavior. *Fishes*, 8, 10, pp. 516. DOI:10.3390/fishes8100516

**Choudhury, T., Aryan, A., Mahdi, H.F., Arunachalaeshwaran, V.R. and Sarkar, T., 2023.** CNN-based freshness grading of Mourala fish (Amblypharyngodon mola). In *Intelligent Sustainable Systems: Selected Papers of WorldS4 2022*, 2, pp. 495-509. Singapore: Springer Nature Singapore.

**Close, C. and Hall, G.E., 2006.** A GIS-based protocol for the collection and use of local knowledge in fisheries management planning. *Journal of Environmental*



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

*Management*, 78, 4, pp. 341-352. DOI:10.1016/j.jenvman.2005.04.027

**Cooke, S.J., Fulton, E.A., Sauer, W.H.H., Lynch, A.J., Link, J.S., Koning, A.A. and Gillanders, B.M., 2023.** Towards vibrant fish populations and sustainable fisheries that benefit all: learning from the last 30 years to inform the next 30 years. *Reviews in Fish Biology and Fisheries*, 33, 2, pp. 317-347. DOI:10.1007/s11160-022-09740-9

**Corrales, X., Katsanevakis, S., Coll, M., Heymans, J.J., Piroddi, C., Ofir, E. and Gal, G., 2019.** Advances and challenges in modelling the impacts of invasive alien species on aquatic ecosystems. *Biological Invasions*, 22, 3, pp. 907-934. DOI:10.1007/s10530-019-02160-0

**Cupp, A., Fritts, A., Brey, M., Woodley, C., Smith, D., Cornish, M., McGovern, A., Simmonds, R. and Jackson, N., 2023.** Application of the Technology Readiness Levels Framework to Natural Resource Management Tools. *Fisheries*, 48, 11, pp. 474-479. DOI:10.1002/fsh.10924

**Daley, T.T. and Leaf, R.T., 2019.** Age and growth of Atlantic chub mackerel (Scomber colias) in the Northwest Atlantic. *Journal of Northwest Atlantic Fishery Science*, 50. DOI:10.2960/J.v50.m719

**Davoodi, F. and Raisi, A., 2019**. Effects of adult sex ratio on larvae number and survival of fry in Xiphophorus maculatus (Cyprinodontiformes: Poeciliidae). *Journal of Animal Diversity*, 1, 2, pp. 83-89. DOI:10.29252/jad.2019.1.2.4

**Deka, J., Laskar, S. and Baklial, B., 2023.** Automated freshwater fish species classification using deep CNN. *Journal of The Institution of Engineers (India): Series B*, *104*(3), pp.603-621.

**Dey, S., Choudhary, S.K., Dey, S., Deshpande, K.S. and Kelkar, N., 2019.** Identifying potential causes of fish declines through local ecological knowledge of fishers in the Ganga River, eastern Bihar, India. *Fisheries Management and Ecology*, 27, 2, pp. 140-154. DOI:10.1111/fme.12394

**DeYoreo, M. and Kottas, A., 2018.** Modeling for dynamic ordinal regression relationships: an application to estimating maturity of rockfish in California. *Journal of the American Statistical Association*, 113, 521, pp. 68-80. DOI:10.1080/01621459.2017.1323641

**Ding, Q., Cao, J. and Chen, X., 2019.** Stock assessment of the western winter-spring cohort of Ommastrephes bartramii in the northwest Pacific Ocean using a Bayesian hierarchical DeLury model based on daily natural mortality during 2005-2015. *Scientia Marina*, 83, 2, pp. 155. DOI:10.3989/scimar.04835.12A

**Dowling, N.G., Wilson, J., Rudd, M., Babcock, E.A., Caillaux, M., Cope, J.M. and Victor, S., 2016.** FishPath: A decision support system for assessing and managing data- and capacity- limited fisheries. *Assessing and Managing Data-Limited Fish Stocks*.



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

**Ebrahimi, S.H., Ossewaarde, M.R. and Need, A., 2021.** Smart fishery: a systematic review and research agenda for sustainable fisheries in the age of AI. *Sustainability*, 13, 11, pp. 6037. DOI:10.3390/su13116037

**English, G., Lawrence, M.J., McKindsey, C.W., Lacoursière-Roussel, A., Bergeron, H., Gauthier, S. and Trudel, M., 2024.** A review of data collection methods used to monitor the associations of wild species with marine aquaculture sites. *Reviews in Aquaculture*, 16, 3, pp. 1160-1185. DOI:10.1111/raq.12856

**Fablet, R. and Le Josse, N., 2005.** Automated fish age estimation from otolith images using statistical learning. *Fisheries Research*, 72, 2-3, pp. 279-290. DOI:10.1016/j.fishres.2004.10.008

**FAO, 2022.** Digital Aquaculture Library for the CARICOM Report. Appendices 4 and 8. *FAO Subregional Office for the Caribbean* (Bridgetown).

**Farchadi, N., Welch, H., Braun, C.D., Allyn, A.J., Bograd, S.J., Brodie, S. and Lewison, R.L., 2024.** Marine heatwaves redistribute pelagic fishing fleets. *Fish and Fisheries*, 25, 4, pp. 602-618. DOI:10.1111/faf.12821

**Farr, E.R., Stoll, J.S. and Beitl, C.M., 2018.** Effects of fisheries management on local ecological knowledge. *Ecology and Society*, 23, 3. DOI:10.5751/es-10344-230315

**Fei, Y., Yang, S., Huang, M., Wu, X., Yang, Z., Zhao, J. and Yuan, S., 2023.** Evaluating Suitability of Fishing Areas for Squid-Jigging Vessels in the Northwest Pacific Ocean Derived from AIS Data. *Fishes*, 8, 10, pp. 530. DOI:10.3390/fishes8100530

**Feng, R., Xu, J., Jin, K., Xu, L., Liu, Y., Chen, D. and Chen, L., 2023.** An automatic deep learning bowhead whale whistle recognizing method based on adaptive SWT: applying to the Beaufort Sea. *Remote Sensing*, 15, 22, pp. 5346. DOI:10.3390/rs15225346

**Fernandes-Salvador, J.A., Oanta, G.A., Olivert-Amado, A., Goienetxea, I., Ibaibarriaga, L., Aranda, M. and Research for PECH Committee, 2020.** Artificial Intelligence and the fisheries sector. *European Parliament, Policy Department for Structural and Cohesion Policies*, Brussels.

**Ferrà, C., Tassetti, A.N., Armelloni, E.N., Galdelli, A., Scarcella, G. and Fabi, G., 2020.** Using AIS to attempt a quantitative evaluation of unobserved trawling activity in the Mediterranean Sea. *Frontiers in Marine Science*, 7. DOI:10.3389/fmars.2020.00233

**Ferrette, B.L.D.S., Domingues, R.R., Rotundo, M.M., Miranda, M.P., Bunholi, I.V., De Biasi, J.B. and Mendonça, F.F., 2019.** DNA barcode reveals the bycatch of endangered batoids species in the southwest Atlantic: implications for sustainable fisheries management and conservation efforts. *Genes*, 10, 4, pp. 304. DOI:10.3390/genes10040304

**Fischer, V., Bennion, R.F., Foffa, D., MacLaren, J.A., McCurry, M.R.,**



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

**Melstrom, K.M. and Bardet, N., 2022.** Ecological signal in the size and shape of marine amniote teeth. *Proceedings of the Royal Society B*, 289, 1982, pp. 20221214. DOI:10.1098/rspb.2022.1214

**Fisheries Statistical Yearbook, Iranian Area, 2018.** Fisheries Administration, Council of Agriculture, Executive Tehran.Iran. 20 P (In Persian)

**Franco, B.C., Defeo, O., Piola, A.R., Barreiro, M., Yang, H., Ortega, L. and Möller, O.O., 2020.** Climate change impacts on the atmospheric circulation, ocean, and fisheries in the southwest South Atlantic Ocean: a review. *Climatic Change*, 162, 4, pp. 2359-2377. DOI:10.1007/s10584-020-02783-6

**Francisco, F. and Sundberg, J., 2015.** Sonar for environmental monitoring: understanding the functionality of active acoustics as a method for monitoring marine renewable energy devices. In *Proceedings of the 11th European Wave and Tidal Energy Conference 6-11th Sept 2015, Nantes, France*.

**Friedrich, S., Antes, G., Behr, S., Binder, H., Brannath, W., Dumpert, F. and Friede, T., 2021.** Is there a role for statistics in artificial intelligence? *Advances in Data Analysis and Classification*, pp. 1-24. DOI:10.1007/s11634-021-00455-6

**Froese, R., Winker, H., Coro, G., Palomares, M.L.D., Tsikliras, A.C., Dimarchopoulou, D., Touloumis, K., Demirel, N., Vianna, G., Scarcella, G. and Schijns, R., 2021.** Catch time series as the basis for fish stock assessments: the CMSY++ method. *Frontiers in Marine Science*.

**Froese, R., Winker, H., Coro, G., Palomares, M.L., Tsikliras, A.C., Dimarchopoulou, D., Touloumis, K., Demirel, N., Vianna, G., Scarcella, G. and Schijns, R., 2023.** New developments in the analysis of catch time series as the basis for fish stock assessments: The CMSY++ method. *Acta Ichthyologica et Piscatoria*, 53, pp. 173-189. DOI:10.3897/aiep.53.e111621

**Fu, Y., Deng, J., Wang, H., Comber, A., Yang, W., Wu, W., You, S., Lin, Y. and Wang, K., 2021.** A new satellite-derived dataset for marine aquaculture areas in Chinas coastal region. *Earth System Science Data*, 13, 5, pp. 1829-1842. DOI:10.5194/essd-13-1829-2021

**Fujii, I., Okochi, Y. and Kawamura, H., 2021.** Promoting cooperation of monitoring, control, and surveillance of IUU fishing in the Asia-Pacific. *Sustainability*, 13, 18, pp. 10231. DOI:10.3390/su131810231

**Fulton, E.A., Smith, A.D.M., Smith, D.C. and Johnson, P., 2014.** An integrated approach is needed for ecosystem-based fisheries management: insights from ecosystem-level management strategy evaluation. *PLoS ONE*, 9, 1, pp. e84242. DOI:10.1371/journal.pone.0084242

**Gautama, D.A., Susanto, H., Riyanto, M., Wahju, R.I., Osmond, M. and Wang, J.H., 2022.** Reducing sea turtle bycatch



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

with net illumination in an Indonesian small-scale coastal gillnet fishery. *Frontiers in Marine Science*, 9. DOI:10.3389/fmars.2022.927164

**Gervasi, C.L., Karnauskas, M., Rios, A., Santos, R.O., James, W.R., Rezek, R.J. and Rehage, J.S., 2023.** Rapid approach for assessing an unregulated fishery using a series of data-limited tools. *Marine and Coastal Fisheries*, 15, 5, pp. e10270. DOI:10.1002/mcf2.10270

**Girard, P. and Du Payrat, T., 2017.** An inventory of new technologies in fisheries. *The Green Growth and Sustainable Development (GGSD) Forum*.

**Gordon, J.Y., Beaudreau, A.H., Saas, E.M. and Carothers, C., 2022.** Engaging formal and informal institutions for stewardship of rockfish fisheries in the Gulf of Alaska. *Marine Policy*, 143, pp. 105170. DOI:10.1016/j.marpol.2022.105170

**Granado, I., Basurko, O.C., Rubio, A., Ferrer, L., Hernández-González, J., Epelde, I. and Fernandes, J.A., 2019.** Beach litter forecasting on the south-eastern coast of the Bay of Biscay: A bayesian networks approach. *Continental Shelf Research, 180*, pp.14-23.

**Grey, B., 2023.** An investigation into computational methods for classifying fishing vessels to identify illegal, unreported and unregulated fishing activity.

**Gu, S., Deng, Y., Wang, P., Li, C., Shi, D. and Wang, S., 2023.** Assessing riverine fish community diversity and stability by eDNA metabarcoding. *Ecological Indicators*, 157, pp. 111222. DOI:10.1016/j.ecolind.2023.111222

**Gundelund, C., Venturelli, P.A., Hartill, B., Hyder, K., Olesen, H.J. and Skov, C., 2021.** Evaluation of a citizen science platform for collecting fisheries data from coastal sea trout anglers. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 78, 11, pp. 1576-1585. DOI:10.1139/cjfas-2020-0364

**Guobao, X., Shen, W. and Wang, X., 2014.** Applications of wireless sensor networks in marine environment monitoring: a survey. *Sensors*, 14, 9, pp. 16932-16954. DOI:10.3390/s140916932

**Haghi Vayghan, A., 2021.** Distribution modeling of bigeye tuna (*Thunnus obesus* Lowe, 1839), using satellite derived environmental variables in Indian Ocean. *Iranian Journal of Applied Ecology*, 9, 4, pp. 1-14. DOI:10.47176/ijae.9.4.12831 (In Persian)

**Haghi Vayghan, A. and Ghanbarzadeh, M., 2022.** Estimation of Fisheries Reference Points for (*Scomberomorus guttatus* Bloch and Schneider, 1801) Using the Catch-Maximum Sustainable Yield (CMSY) and the Bayesian Surplus Production (BSM) Models in the Southern Waters of Iran (Persian Gulf and Oman Sea). *Journal of Fisheries*, 75, 1, pp. 31-47. DOI:10.22059/jfisheries.2021.326498.1268 (In Persian)

**Haghi Vayghan, A., Ray, A., Mondal, S. and Lee, M.A., 2024.** Modeling of swordtip squid (*Uroteuthis edulis*) monthly habitat



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

preference using remote sensing environmental data and climate indices. *Frontiers in Marine Science*, 11, pp. 1329254. DOI:10.3389/fmars.2024.1329254

**Haq, K.P.R.A. and Harigovindan, V.P., 2022.** Water quality prediction for smart aquaculture using hybrid deep learning models. *IEEE Access*, 10, pp. 60078-60098. DOI:10.1109/access.2022.3180431

**Hashemi, S., 2024.** Relationship of water physicochemical factors with white thread fish *Holothuria leucospilota* (Brandt, 1835) biomass in the northern waters of the Oman Sea. *Sarhad Journal of Agriculture*, 40, 1. DOI:10.17582/journal.sja/2024.40.1.192.201

**Hastie, G.D., Wu, G., Moss, S., Jepp, P., Macaulay, J., Lee, A. and Gillespie, D., 2019.** Automated detection and tracking of marine mammals: a novel sonar tool for monitoring effects of marine industry. *Aquatic Conservation: Marine and Freshwater Ecosystems*, 29, S1, pp. 119-130. DOI:10.1002/aqc.3103

**Hastings, A., Gaines, S.D. and Costello, C., 2017.** Marine reserves solve an important bycatch problem in fisheries. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114, 34, pp. 8927-8934. DOI:10.1073/pnas.1705169114

**Hou, G., Zhang, H., Wang, J., Chen, Y. and Lin, J., 2021.** Stock assessment of 19 Perciformes in the Beibu Gulf, China, using a length-based Bayesian biomass method. *Frontiers in Marine Science*, 8. DOI:10.3389/fmars.2021.718042

**Irigoien, X., Fernandes, J.A., Grosjean, P., Denis, K., Albaina, A. and Santos, M., 2009.** Spring zooplankton distribution in the Bay of Biscay from 1998 to 2006 in relation with anchovy recruitment. *Journal of plankton research*, *31*(1), pp.1-17.

**Jafari, O., Ebrahimi, M., Hedayati, S.A.A., Zeinalabedini, M., Poorbagher, H., Nasrolahpourmoghadam, M. and Fernandes, J.M., 2022.** Integration of morphometrics and machine learning enables accurate distinction between wild and farmed common carp. *Life*, 12, 7, pp. 957. DOI:10.3390/life12070957

**James, M., Mendo, T., Jones, E.L., Orr, K., McKnight, A. and Thompson, J., 2018.** AIS data to inform small scale fisheries management and marine spatial planning. *Marine Policy*, 91, pp. 113-121. DOI:10.1016/j.marpol.2018.02.012

**Jamnia, A.R., Keikha, A.A., Ahmadpour, M., Cissé, A.A. and Rokouei, M., 2018.** Applying Bayesian population assessment models to artisanal, multispecies fisheries in the northern Mokran Sea, Iran. *Nature Conservation*, 28, pp. 61-89. DOI:10.3897/natureconservation.28.25002

**Jannot, J.E., Ward, E.J., Somers, K.A., Feist, B.E., Good, T.P., Lawson, D. and Carretta, J.V., 2021.** Using Bayesian models to estimate humpback whale entanglements in the United States west coast sablefish pot fishery. *Frontiers in Marine Science*, 8. DOI:10.3389/fmars.2021.624729



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

**Joo, R., *et al*., 2013.** Hidden Markov Models: The best models for forager movements? *PLOS ONE*, 8, 8, pp. e71246. DOI:10.1371/journal.pone.0071246

**Joutsijoki, H. and Juhola, M., 2011.** Comparing the one-vs-one and one-vs-all methods in benthic macroinvertebrate image classification. *International Workshop on Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition*, pp. 399-413. DOI:10.1007/978-3-642-23199-5_30

**Karr, K., Fujita, R., Carcamo, R., Epstein, L., Foley, J.R., Fraire-Cervantes, J.A. and Kritzer, J.P., 2017.** Integrating science-based co-management, partnerships, participatory processes and stewardship incentives to improve the performance of small-scale fisheries. *Frontiers in Marine Science*, 4. DOI:10.3389/fmars.2017.00345

**Keskar, A., Raghavan, R., Kumkar, P., Padhye, A. and Dahanukar, N., 2017.** Assessing the sustainability of subsistence fisheries of small indigenous fish species: fishing mortality and exploitation of hill stream loaches in India. *Aquatic Living Resources*, 30, pp. 13. DOI:10.1051/alr/2017012

**Kiranyaz, S., Ince, T., Pulkkinen, J., Gabbouj, M., Ärje, J., Kärkkäinen, S., Tirronen, V., Juhola, M., Turpeinen, T. and Meissner, K., 2011**. Classification and retrieval on macroinvertebrate image databases. *Computers in biology and medicine*, *41*(7), pp.463-472.

**Kim, S. and Kim, H., 2023.** Long-term spatiotemporal oceanographic data from the northeast Pacific Ocean: 1980–2022 reconstruction based on the Korea Oceanographic Data Center (KODC) dataset. *Data*, 8, 12, pp. 175. DOI:10.3390/data8120175

**Kindong, R., Gao, C., Pandong, N.A., Ma, Q., Tian, S., Wu, F. and Sarr, O., 2020.** Stock status assessments of five small pelagic species in the Atlantic and Pacific oceans using the length-based Bayesian estimation (LBB) method. *Frontiers in Marine Science*, 7. DOI:10.3389/fmars.2020.00592

**Kumar, R., Dash, G., M. Muktha, Sasikumar, G., U. Ganga, Joe Kizhakudan, S. and Gopalakrishnan, A., 2024.** Assessment of marine fish stocks within Indias exclusive economic zone: status report 2022. *Indian Journal of Fisheries*, 71, 1.

**Kurekin, A.A., Loveday, B.R., Clements, D.O., Quartly, G.D., Miller, P.I., Wiafe, G. and Agyekum, K.A., 2019.** Operational monitoring of illegal fishing in Ghana through exploitation of satellite earth observation and AIS data. *Remote Sensing*, 11, 3, pp. 293. DOI:10.3390/rs11030293

**Kylili, K., Hadjistassou, C. and Artusi, A., 2020.** An intelligent way for discerning plastics at the shorelines and the seas. *Environmental Science and Pollution Research*, 27, 34, pp. 42631-42643. DOI:10.1007/s11356-020-10387-x



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

**Kyriakou, C., Christodoulou, S.E. and Dimitriou, L., 2021.** Spatial roadway condition-assessment mapping utilizing smartphones and machine learning algorithms. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2675, 9, pp. 1118-1126. DOI:10.1177/03611981211006725

**Lan, H.Y., Ubina, N.A., Cheng, S.C., Lin, S.S. and Huang, C.T., 2022.** Digital twin architecture evaluation for intelligent fish farm management using modified analytic hierarchy process. *Applied Sciences*, 13, 1, pp. 141. DOI:10.3390/app13010141

**Lapeyrolerie, M., Chapman, M., Norman, K. and Boettiger, C., 2022.** Deep reinforcement learning for conservation decisions. *Methods in Ecology and Evolution*, 13, 11, pp. 2649-2662. DOI:10.1111/2041-210x.13974

**Le, T.T., Priya, J.C., Le, H.C., Le, N.V.L., Duong, M.T. and Cao, D.N., 2024.** Harnessing artificial intelligence for data-driven energy predictive analytics: A systematic survey towards enhancing sustainability. *International Journal of Renewable Energy Development*, *13*(2), pp.270-293.

**Lee, B., Suhartono, S., Lim, A. and Ahn, S.K., 2021.** Forecasting world tuna catches with ARIMA-spline and ARIMA-neural networks models. *Walailak Journal of Science and Technology (WJST)*, 18, 17.

**Li, J., Xu, W., Deng, L., Xiao, Y., Han, Z.J. and Zheng, H., 2022.** Deep learning for visual recognition and detection of aquatic animals: a review. *Reviews in Aquaculture*, 15, 2, pp. 409-433. DOI:10.1111/raq.12743

**Li, X., Xiao, Y., Su, F., Wu, W. and Zhou, L., 2021.** AIS and VBD data fusion for marine fishing intensity mapping and analysis in the northern part of the South China Sea. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10, 5, pp. 277. DOI:10.3390/ijgi10050277

**Liang, C. and Pauly, D., 2017.** Fisheries impacts on China's coastal ecosystems: Unmasking a pervasive 'fishing down'effect. *PLoS One*, *12*(3), e0173296.

**Lim, L.W.K., 2024.** Implementation of artificial intelligence in aquaculture and fisheries: deep learning, machine vision, big data, internet of things, robots and beyond. *Journal of Computational and Cognitive Engineering*, 3, 2, pp. 112-118. DOI:10.48550/arXiv.2401.09231

**Lindkvist, E., Pellowe, K., Alexander, S., ONeill, E., Finkbeiner, E., Giron-Nava, A., González-Mon, B., Johnson, A., Pittman, J., Schill, C., Wijermans, N., Bodin, Ö., Gelcich, S. and Glaser, M., 2022.** Untangling social–ecological interactions: A methods portfolio approach to tackling contemporary sustainability challenges in fisheries. *Fish and Fisheries*, 23, pp. 1202-1220. DOI:10.1111/faf.12678

**Liu, J., Wu, D., Hellevik, C.C. and Wang, H., 2023.** Plastopol: a collaborative data-driven solution for marine litter detection and monitoring. *IEEE International Conference on Industrial Technology*



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

*(ICIT)*, pp. 1-6. DOI:10.1109/icit58465.2023.10142474

**Lu, J., Wang, Y., Zhang, Y. and Tang, J., 2024.** A Metric-Based Few-Shot Learning Method for Fish Species Identification with Limited Samples. *Animals*, 14, 5, pp. 755. DOI:10.3390/ani14050755

**Lubchenco, J. and Haugan, P.M., 2023.** Illegal, unreported and unregulated fishing and associated drivers. *The Blue Compendium*, pp. 553-591.

**Mahendra, K. and Oktavia, T., 2024.** Identifying Fishing Trip Behavior from Vessel Monitoring System (VMS) Data Using Machine Learning Models.

**Mahmood, M.A. and Ali, Q., 2023.** How can blue economy contribute to inclusive growth and ecosystem resources in Asia? A comparative analysis of economic, environmental, and social indicators among 19 Asian cooperation dialogue members. *Preprints*. DOI:10.1111/fwb.14111

**Makki, T., Mostafavi, H., Matkan, A.A., Aghighi, H., Valavi, R., Chee, Y.E. and Teimori, A., 2023.** Impacts of climate change on the distribution of riverine endemic fish species in Iran, a biodiversity hotspot region. *Freshwater Biology*, 68, 6, pp. 1007-1019. DOI:10.1038/s41598-023-41465-y

**Makki, T., Mostafavi, H., Matkan, A.A., Valavi, R., Hughes, R.M., Shadloo, S., Aghighi, H., Abdoli, A., Teimori, A., Eagderi, S. and Coad, B.W., 2023.** Predicting climate heating impacts on riverine fish species diversity in a biodiversity hotspot region. *Scientific Reports*, 13, 1, pp. 14347.

**Mallet, D. and Pelletier, D., 2014.** Underwater video techniques for observing coastal marine biodiversity: a review of sixty years of publications (1952–2012). *Fisheries Research*, 154, pp. 44-62. DOI:10.1016/j.fishres.2014.01.019

**McClanahan, T.R. and Azali, M.K., 2020.** Improving sustainable yield estimates for tropical reef fisheries. *Fish and Fisheries*, 21, 4, pp. 683-699. DOI:10.1111/faf.12454

**Michielsens, C. and Cave, J.D., 2019.** In-season assessment and management of salmon stocks using a Bayesian time–density model. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 76, 7, pp. 1073-1085. DOI:10.1139/cjfas-2018-0213

**Midway, S.R., Ostrowski, A.D., West, L., Hernandez, M.F. and Robertson, M., 2018.** Improved growth estimates for *Lethrinus harak*: measuring increments, adjusting ages, and fitting flexible growth models. *Fishes*, 3, 3, pp. 31. DOI:10.3390/fishes3030031

**Mohale, H.P., Narsale, S.A., Kadam, R.V., Prakash, P., Sheikh, S., Mansukhbhai, C.R., Kirtikumar, P.B. and Baraiya, R., 2024.** Artificial Intelligence in Fisheries and Aquaculture: Enhancing Sustainability and Productivity. *Archives of Current Research International*, 24, 3, pp. 106-123. DOI:10.9734/acri/2024/v24i3650

**Morgera, E. and Ntona, M., 2017.** Linking small-scale fisheries to international obligations on marine technology transfer.



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

*SSRN Electronic Journal*. DOI:10.2139/ssrn.3015751

**Moullec, F., Velez, L., Verley, P., Barrier, N., Ulses, C., Carbonara, P. and Shin, Y., 2019.** Capturing the big picture of Mediterranean marine biodiversity with an end-to-end model of climate and fishing impacts. *Progress in Oceanography*, 178, pp. 102179. DOI:10.1016/j.pocean.2019.102179

**Natesan, B., Liu, C., Ta, V. and Liao, R., 2023.** Advanced robotic system with keypoint extraction and YOLOv5 object detection algorithm for precise livestock monitoring. *Fishes*, 8, 10, pp. 524. DOI:10.3390/fishes8100524

**Navarro Herrero, L., 2024.** Unravelling seabird-fishery dynamics through bird-borne technologies.

**Nguyen, V.M., Young, N., Brownscombe, J.W. and Cooke, S.J., 2019.** Collaboration and engagement produce more actionable science: quantitatively analyzing uptake of fish tracking studies. *Ecological Applications*, 29, 6. DOI:10.1002/eap.1943

**Oremland, L., Furnish, A., Byrd, J. and Cody, R., 2022.** How fishery managers can harness the power of the crowd: Using citizen science and nontraditional data sources in fisheries management. *Fisheries*, *47*(11), pp.459-462.

**Paradinas, I., Illian, J., Alonso-Fernández, A., Pennino, M. and Smout, S., 2023.** Combining fishery data through integrated species distribution models. *ICES Journal of Marine Science*. DOI:10.1093/icesjms/fsad159

**Pata, P.R. and Yñiguez, A.T., 2021.** Spatial planning insights for Philippine coral reef conservation using larval connectivity networks. *Frontiers in Marine Science*, 8. DOI:10.3389/fmars.2021.638062

**Pelletier, D., Roos, D., Bouchoucha, M., Schohn, T., Roman, W., Gonson, C. and Reecht, Y., 2021.** A standardized workflow based on the STAVIRO unbaited underwater video system for monitoring fish and habitat essential biodiversity variables in coastal areas. *Frontiers in Marine Science*, 8, pp. 689280. DOI:10.3389/fmars.2021.689280

**Pitas, C.N., Tsirakis, C.E., Zotou, E.T. and Panagopoulos, A.D., 2014.** Emerging communication technologies and security challenges in a smart grid wireless ecosystem. *International Journal of Wireless and Mobile Computing*, *7*(3), pp.231-245.

**Phillipson, J. and Symes, D., 2013.** Science for sustainable fisheries management: an interdisciplinary approach. *Fisheries research*, *139*, pp.61-64.

**Poisson, F., Budan, P., Coudray, S., Gilman, E., Kojima, T., Musyl, M.K. and Takagi, T., 2021.** New technologies to improve bycatch mitigation in industrial tuna fisheries. *Fish and Fisheries*, 23, 3, pp. 545-563. DOI:10.1111/faf.12631

**Pradana, G.A., 2023.** A Study of Prediction Model for Capture Fisheries Production in Indonesian Sea Waters Using Machine



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

Learning. *JISA (Jurnal Informatika dan Sains)*, *6*(1), pp.17-23.

**Que, Y., Xie, J., Xu, J., Li, W., Wang, E. and Zhu, B., 2021.** Ecological influences of water-level fluctuation on food web network. *Water*, 13, 17, pp. 2371. DOI:10.3390/w13172371

**Rassweiler, A., Costello, C. and Siegel, D.A., 2012.** Marine protected areas and the value of spatially optimized fishery management. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 109, 29, pp. 11884-11889. DOI:10.1073/pnas.1116193109

**Rodríguez-López, L., Bustos Usta, D., Bravo Alvarez, L., Duran-Llacer, I., Lami, A., Martínez-Retureta, R. and Urrutia, R., 2023.** Machine learning algorithms for the estimation of water quality parameters in Lake Llanquihue in southern Chile. *Water*, 15, 11, pp. 1994. DOI:10.3390/w15111994

**Roux, M., Tallman, R. and Martin, Z., 2018.** Small-scale fisheries in Canadas Arctic: Combining science and fishers knowledge towards sustainable management. *Marine Policy*. DOI:10.1016/j.marpol.2018.11.031

**Rufener, M., Kristensen, K., Nielsen, J.R. and Bastardie, F., 2021.** Bridging the gap between commercial fisheries and survey data to model the spatiotemporal dynamics of marine species. *Ecological Applications*, 31, 8. DOI:10.1002/eap.2423

**Russo, T., Franceschini, S., D'Andrea, L., Scardi, M., Parisi, A. and Cataudella, S., 2019.** Predicting fishing footprint of trawlers from environmental and fleet data: an application of artificial neural networks. *Frontiers in Marine Science*, *6*, p.670.

**Salako, J., Ojo, F. and Awe, O.O., 2024.** Fish-NET: Advancing Aquaculture Management through AI-Enhanced Fish Monitoring and Tracking. *Agris On-Line Papers in Economics and Informatics*, 16, 2. DOI:10.7160/aol.2024.160209

**Samy-Kamal, M., 2022.** Insights on illegal, unreported and unregulated (IUU) fishing activities by Egyptian vessels in neighbouring countries. *Fishes*, 7, 5, pp. 288. DOI:10.3390/fishes7050288

**Sarr, J.M.A., Brochier, T., Brehmer, P., Perrot, Y., Bah, A., Sarré, A. and Ayoub, S.E., 2020.** Complex data labeling with deep learning methods: lessons from fisheries acoustics. DOI:10.1016/j.isatra.2020.09.018

**Scandol, J.P., Montgomery, S. and Suthers, I.M., 2009.** Modelling the possible effects of climate change on an Australian multi-fleet prawn fishery. *Marine and Freshwater Research*, 60, 12, pp. 1211. DOI:10.1071/mf08224

**Schwing, F.B., 2023.** Modern technologies and integrated observing systems are "instrumental" to fisheries oceanography: A brief history of ocean data collection. *Fisheries Oceanography*, *32*(1), pp.28-69.

**Segi, S., 2014.** "losing at sea, winning on land": a case study of Philippine small-scale and industrial fisher resource competition. *Society and Natural Resources*, 27, 12, pp.



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

1227-1241. DOI:10.1080/08941920.2014.918225

**Sherman, C.S., Simpfendorfer, C.A., Pacoureau, N., Matsushiba, J.H., Yan, H.F., Walls, R.H. and Dulvy, N.K., 2023.** Half a century of rising extinction risk of coral reef sharks and rays. *Nature Communications*, 14, 1, pp. 15. DOI:10.1038/s41467-022-35091-x

**Signaroli, M., Lana, A., Martorell-Barceló, M., Sanllehi, J., Barceló-Serra, M., Aspillaga, E. and Alós, J., 2022.** Measuring inter-individual differences in behavioural types of gilthead seabreams in the laboratory using deep learning. *PeerJ*, 10, pp. e13396. DOI:10.7717/peerj.13396

**Silva, C.N., Dainys, J., Simmons, S., Vienožinskis, V. and Audzijonyte, A., 2022.** A scalable open-source framework for machine learning-based image collection, annotation and classification: a case study for automatic fish species identification. *Sustainability*, 14(21), p.14324.

**Silvano, R.A.M. and Valbo-Jørgensen, J., 2008.** Beyond fishermens tales: contributions of fisher's local ecological knowledge to fish ecology and fisheries management. *Environment, Development and Sustainability*, 10, 5, pp. 657-675. DOI:10.1007/s10668-008-9149-0

**Smoliński, S., Deplanque-Lasserre, J., Hjörleifsson, E., Geffen, A.J., Godiksen, J.A. and Campana, S.E., 2020.** Century-long cod otolith biochronology reveals individual growth plasticity in response to temperature. *Scientific Reports*, *10*(1), p.16708.

**Skelly, B., Clipp, H.L., Landry, S.M., Rogers, R., Phelps, Q.E., Anderson, J.T. and Rota, C.T., 2023.** A flexible Bayesian approach for estimating survival probabilities from age-at-harvest data. *Methods in Ecology and Evolution*, 14, 4, pp. 1061-1073. DOI:10.1111/2041-210x.14043

**Sohns, A., Hickey, G. and Temby, O., 2022.** Exploring the potential impacts of machine learning on trust in fishery management. *Fish and Fisheries*, 23, 4, pp. 1016-1023. DOI:10.1111/faf.12677

**Son, S. and Jeong, Y., 2024.** An automated fish-feeding system based on CNN and GRU neural networks. *Sustainability*, 16, 9, pp. 3675. DOI:10.3390/su16093675

**Spijkers, J., Mackay, M., Turner, J., McNeill, A., Travaille, K.L. and Wilcox, C., 2022.** Diversity of global fisheries governance: types and contexts. *Fish and Fisheries*, 24, 1, pp. 111-125. DOI:10.1111/faf.12719

**Stock, M., Nguyen, B., Courtens, W., Verstraete, H., Stienen, E. and De Baets, B., 2021.** Otolith identification using a deep hierarchical classification model. *Computers and Electronics in Agriculture*, *180*, p.105883.

**Steenbergen, D.J., Song, A.M. and Andrew, N., 2022.** A theory of scaling for community-based fisheries management. *Ambio*, 51, 3, pp. 666-677. DOI:10.1007/s13280-021-01564-4



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

**Stephenson, R.L., Paul, S., Wiber, M.G., Angel, E., Benson, A.J., Charles, A. and Sumaila, U.R., 2018.** Evaluating and implementing social–ecological systems: a comprehensive approach to sustainable fisheries. *Fish and Fisheries*, 19, 5, pp. 853-873. DOI:10.1111/faf.12296

**Storbeck, F. and Daan, B., 2001.** Fish species recognition using computer vision and a neural network. *Fisheries Research*, 51, 1, pp. 11-15. DOI:10.1016/s0165-7836(00)00254-x

**Strachan, N.J.C., Nesvadba, P. and Allen, A.R., 1990.** Fish species recognition by shape analysis of images. *Pattern Recognition*, 23, 5, pp. 539-544. DOI:10.1016/0031-3203(90)90074-u

**Stroe, D., 2024.** Age, growth, and mortality of Pontic shad, *Alosa immaculata* Bennett, 1835, in the Danube River, Romania. *Fishes*, 9(4), pp. 128. DOI:10.3390/fishes9040128

**Su, S.L., Tang, Y., Chang, B., Wei, Z. and Chen, Y., 2020.** Evolution of marine fisheries management in China from 1949 to 2019: how did China get here and where does China go next? *Fish and Fisheries*, 21, 2, pp. 435-452. DOI:10.1111/faf.12442

**Su, H., Pan, J., Feng, Y., Yu, J., Liu, J., Wang, L., Li, Y., Chen, J., Wu, Z., Ma, S. and Fang, J., 2021**. Stocking alien carp leads to regime shifts in native fish populations: Evidence from long-term observation and ecological modeling of a Chinese reservoir. *Ecological Indicators*, 132, p.108327.

**Sultana, R., Li, Q., Schneider, P., Al-Mamun, M.A., Mamun, A., Tazim, M.F. and Shamsuzzaman, M.M., 2022.** Stock assessment of six Sciaenidae species in the Bay of Bengal, Bangladesh water using a length-based Bayesian biomass (LBB) method. *Fishes*, 7, 5, pp. 214. DOI:10.3390/fishes7050214

**Sunde, J., Pereira, T., Snow, B., Mbatha, P. and James, A., 2021.** Unmasking governance failures: the impact of COVID-19 on small-scale fishing communities in South Africa. *Marine Policy*, 133, pp. 104713. DOI:10.1016/j.marpol.2021.104713

**Syed, S. and Weber, C.T., 2018.** Using machine learning to uncover latent research topics in fishery models. *Reviews in Fisheries Science and Aquaculture*, 26, 3, pp. 319-336. DOI:10.1080/23308249.2017.1416331

**Syed, S., Borit, M. and Spruit, M., 2018.** Narrow lenses for capturing the complexity of fisheries: a topic analysis of fisheries science from 1990 to 2016. *Fish and Fisheries*, 19(4), pp. 643-661. DOI:10.1111/faf.12280

**Tai, T.C., Cashion, T., Lam, V.W.Y., Swartz, W. and Sumaila, U.R., 2017.** Ex-vessel fish price database: disaggregating prices for low-priced species from reduction fisheries. *Frontiers in Marine Science*, 4. DOI:10.3389/fmars.2017.00363

**Thompson, K.A., Switzer, T.S., Christman, M.C., Keenan, S.F., Gardner, C.L., Overly, K.E. and Campbell, M.D., 2022.**



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

A novel habitat-based approach for combining indices of abundance from multiple fishery-independent video surveys. *Fisheries Research*, 247, pp. 106178. DOI:10.1016/j.fishres.2021.106178

**Thomsen, P.F. and Willerslev, E., 2015.** Environmental DNA–An emerging tool in conservation for monitoring past and present biodiversity. *Biological Conservation*, 183, pp. 4-18. DOI:10.1016/j.biocon.2014.11.019

**Thoya, P., Maina, J., Möllmann, C. and Schiele, K.S., 2021.** AIS and VMS ensemble can address data gaps on fisheries for marine spatial planning. *Sustainability*, 13, 7, pp. 3769. DOI:10.3390/su13073769

**Toonen, H.M. and Bush, S.R., 2020.** The digital frontiers of fisheries governance: fish attraction devices, drones and satellites. *Journal of environmental policy & planning*, *22*(1), pp.125-137.

**Tsou, M., 2010.** Discovering knowledge from AIS database for application in VTS. *Journal of Navigation*, 63, 3, pp. 449-469. DOI:10.1017/s0373463310000135

**Tulloch, V., Grech, A., Jonsen, I.D., Pirotta, V. and Harcourt, R., 2019.** Cost-effective mitigation strategies to reduce bycatch threats to cetaceans identified using return-on-investment analysis. *Conservation Biology*, 34, 1, pp. 168-179. DOI:10.1111/cobi.13418

**Vayghan, A.H., Lee, M.A., Weng, J.S., Mondal, S., Lin, C.T. and Wang, Y.C., 2020.** Multisatellite-based feeding habitat suitability modeling of albacore tuna in the southern Atlantic ocean. *Remote Sensing*, *12*(16), p.2515.

**Wabnitz, C.C., Lam, V.W., Reygondeau, G., Teh, L.C., Al-Abdulrazzak, D., Khalfallah, M. and Cheung, W.W., 2018.** Climate change impacts on marine biodiversity, fisheries and society in the Arabian Gulf. *PloS One*, 13, 5, pp. e0194537. DOI:10.1371/journal.pone.0194537

**Wang, S., Zhang, S., Tang, F., Shi, Y., Sui, Y., Fan, X. and Chen, J., 2023.** Developing machine learning methods for automatic recognition of fishing vessel behaviour in the Scomber japonicus fisheries. *Frontiers in Marine Science*, *10*, p.1085342.

**Ward, H.G.M., Askey, P.J., Weir, T.J., Frazer, K.K. and Russello, M.A., 2019.** Genetic stock identification reveals that angler harvest is representative of cryptic stock proportions in a high-profile kokanee fishery. *North American Journal of Fisheries Management*, 39, 3, pp. 415-425. DOI:10.1002/nafm.10280

**Watson, J.T., Ames, R., Holycross, B., Suter, J., Somers, K., Kohler, C. and Corrigan, B., 2023.** Fishery catch records support machine learning-based prediction of illegal fishing off US West Coast. *PeerJ*, 11, pp. e16215. DOI:10.7717/peerj.16215

**Watt, C.A., Carlyle, C.G., Hornby, C. and Sherbo, B.A.H., 2023.** Eastern high arctic–Baffin Bay beluga whale (*Delphinapterus leucas*) estuary abundance and use from



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

space. *Frontiers in Mammal Science*, 2. DOI:10.3389/fmams.2023.1254987

**White, D.J., Svellingen, C. and Strachan, N.J., 2006.** Automated measurement of species and length of fish by computer vision. *Fisheries Research*, 80, 2-3, pp. 203-210. DOI:10.1016/j.fishres.2006.04.009

**Whitmarsh, S.K., Fairweather, P.G. and Huveneers, C., 2017.** What is Big BRUVver up to? Methods and uses of baited underwater video. *Reviews in Fish Biology and Fisheries*, 27, pp. 53-73. DOI:10.1007/s11160-016-9450-1

**Wibowo, S., Hargiyatno, I.T., Faizah, R. and Natsir, M., 2023.** The use of stereo cameras and artificial intelligence data to support capture fisheries landing data monitoring. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1137, 1, pp. 012022. DOI:10.1088/1755-1315/1137/1/012022

**Wiggins, S.M., Manley, J., Brager, E. and Woolhiser, B., 2010.** Monitoring marine mammal acoustics using wave glider. *Oceans 2010 MTS/IEEE Seattle*. DOI:10.1109/oceans.2010.5664537

**Wijermans, N., Boonstra, W.J., Orach, K., Hentati-Sundberg, J. and Schlüter, M., 2020.** Behavioural diversity in fishing—towards a next generation of fishery models. *Fish and Fisheries*, 21, 5, pp. 872-890. DOI:10.1111/faf.12466

**Willette, D.A., Ababouch, L., Barber, P.H., Bunje, P.M., Cauzac, J.P., Conchon, A. and Trenkel, V.M., 2023.** Emerging monitoring technologies to reduce illegal fishing activities at sea and prevent entry of fraudulent fish into markets. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 7, pp. 1166131. DOI:10.3389/fsufs.2023.1166131

**Woodill, A.J., Kavanaugh, M., Harte, M. and Watson, J.R., 2020.** Predicting illegal fishing on the Patagonia Shelf from oceanographic seascapes. *arXiv preprint arXiv:2007.05470*. DOI:10.48550/arXiv.2007.05470

**Xu, L., Bennamoun, M., An, S., Sohel, F. and Boussaid, F., 2019.** Deep learning for marine species recognition. *Handbook of deep learning applications*, pp.129-145.

**Xu, X., Cantoni, E., Flemming, J.M. and Field, C., 2015.** Robust state space models for estimating fish stock maturities. *Canadian Journal of Statistics*, 43, 1, pp. 133-150. DOI:10.1002/cjs.11242

**Xu, Y., Zhang, P., Panhwar, S.K., Li, J., Yan, L., Chen, Z. and Zhang, K., 2023.** The initial assessment of an important pelagic fish, mackerel scad, in the South China Sea using data-poor length-based methods. *Marine and Coastal Fisheries*, 15, 5. DOI:10.1002/mcf2.10270

**Yousefi, M., Jouladeh-Roudbar, A. and Kafash, A., 2024.** Mapping endemic freshwater fish richness to identify high-priority areas for conservation: An ecoregion approach. *Ecology and Evolution*, 14, 2, pp. e10970. DOI:10.1002/ece3.10970

**Zarauz, L., Irigoien, X. and Fernandes, J.A., 2009.** Changes in plankton size structure



[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]

and composition, during the generation of a phytoplankton bloom, in the central Cantabrian Sea. *Journal of Plankton Research*, 31, 1, pp. 1-17. DOI:10.1093/plankt/fbn100

**Zarkami, R., Bahri, P., Fazli, H., Vayghan, A.H. and Pasvisheh, R.S., 2023.** Use of data-driven models to analyse the habitat preferences of the leaping grey mullet (*Chelon saliens*, Risso, 1810) in the Caspian Sea. *Regional Studies in Marine Science*, 65, pp. 103078. DOI:10.1016/j.rsma.2023.103078

**Zhang, Y., Yang, H., Cui, H. and Chen, Q., 2020.** Comparison of the ability of ARIMA, WNN and SVM models for drought forecasting in the Sanjiang Plain, China. *Natural Resources Research*, *29*, pp.1447-1464.

**Zhang, Y., Yamamoto, M., Suzuki, G. and Shioya, H., 2022.** Collaborative forecasting and analysis of fish catch in Hokkaido from multiple scales by using neural network and ARIMA model. *IEEE Access*, 10, pp. 7823-7833. DOI:10.1109/access.2022.3144061

**Zheng, S. and Zhang, Y., 2024.** Analyzing the evolutionary game of subsidies strategy in the digitization of marine ranch: a theoretical framework. *Frontiers in Marine Science*, 11. DOI:10.3389/fmars.2024.1318843

[ Downloaded from isfj.ir on 2026-06-20 ]