



# Conocimiento y transferencia de tecnología sobre vehículos aéreos y acuáticos para el desarrollo transfronterizo de ciencias marinas y pesqueras

## (POCTEP 0622-KTTSEADRONES-5-E)

### Informe técnico

**Actividad 1. Estado del arte sobre vehículos aéreos y marinos  
en ciencias marinas y pesqueras**

**Informe introductorio sobre desarrollo y evaluación de  
sistemas fijos (boyas), pequeños vehículos marinos (ROVs) y  
análisis de datos e imágenes en zonas estuáricas y  
explotaciones acuícolas**

**Producto final – Acción 1.3A | 30/12/2019**

**Nombre del Proyecto:** KTTSeaDrones - Conocimiento y transferencia de tecnología sobre vehículos aéreos y acuáticos para el desarrollo transfronterizo de ciencias marinas y pesqueras

**Código del proyecto:** POCTEP 0622-KTTSEADRONES-5-E

Datos del proyecto

<b>Localización</b>	España y Portugal		
<b>Fecha de inicio</b>	01/10/2017		
<b>Fecha de finalización</b>	31/12/2021	<b>Prórroga hasta</b>	--
<b>Financiación total</b>	€ 1.120.864,43		
<b>Contribución UE</b>	€ 840.648,32		
<b>Cofinanciación UE (%)</b>	75%		

Datos del beneficiario principal (BP)

<b>Beneficiario principal</b>	Universidad de Huelva
<b>Persona de contacto</b>	Vicerrector de Investigación y Transferencia
<b>Dirección</b>	C/ Cantero Cuadrado 6, 21004 Huelva
<b>Teléfono</b>	+34 959 218013
<b>E-mail</b>	kttseadrones@gmail.com
<b>Página WEB (proyecto)</b>	<a href="https://kttseadrones.wixsite.com/kttseadrones">https://kttseadrones.wixsite.com/kttseadrones</a>

Datos del documento

<b>Nombre</b>	Informe introductorio sobre desarrollo y evaluación de sistemas fijos (boyas), pequeños vehículos marinos (ROVs) y análisis de datos e imágenes en zonas estuáricas y explotaciones acuáticas
<b>Acción</b>	Acción 1.3A. Desarrollo y evaluación de pequeños vehículos subacuáticos operados remotamente (ROVs), sistemas fijos (boyas) y análisis de imágenes para el seguimiento de especies piscícolas en estuarios y explotaciones piscícolas
<b>Autores</b>	Juan Carlos Gutiérrez Estrada (UHU) Antonio Peregrín Rubio (UHU) Fernando Gómez Bravo (UHU) Inmaculada Pulido Calvo (UHU) Marta González Cabrera (AIC)

<b>Equipo técnico</b>	Juan Antonio Gómez Galán (UHU) Raúl Jiménez Naharro (UHU) Rafael López de Ahumada (UHU) Manuel Sánchez Raya (UHU) Manuel Pedro Carrasco (UHU) Javier Aroba Páez (UHU) Francisco José Moreno Velo (UHU) José Manuel Martín Ramos (UHU) Ana María Roldán Ruiz (UHU) Francisco Alfredo Márquez Hernández (UHU) Antonio Ángel Márquez Hernández (UHU) Ignacio de la Rosa Lucas (UHU)
<b>Jefes de fila de los equipos de trabajo del partenariado</b>	Universidad de Huelva <i>Juan Carlos Gutiérrez Estrada</i> <i>Fernando Gómez Bravo</i> <i>Antonio Peregrín Rubio</i> Universidad de Cádiz <i>Manuel Bethencourt Núñez</i> <i>Luis Barbero González</i> Universidad del Algarve <i>Jorge Semião</i> Ayuntamiento de Isla Cristina <i>Marta González Cabrera</i>
<b>Fecha</b>	30/12/2019
<b>Versión (nº)</b>	1.0

Las opiniones presentadas en este informe comprometen únicamente a los beneficiarios del proyecto y, en consecuencia, no representan en ningún caso la opinión oficial de los órganos de gestión del POCTEP.

## ÍNDICE

<b>RESUMEN.....</b>	<b>5</b>
<b>1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>5</b>
<b>2. ESTADO DEL ARTE. BASES DE DATOS.....</b>	<b>8</b>
<b>3. VEHÍCULOS OPERADOS REMOTAMENTE (ROVS).....</b>	<b>8</b>
3.1. <i>ROVs en acuicultura.....</i>	9
<b>4. SISTEMAS FIJOS O REMOTOS SUMERGIDOS (RUS) Y BOYAS DERIVANTES (DBS).....</b>	<b>12</b>
4.1. <i>RUs y DBs en acuicultura.....</i>	13
<b>5. CONTROL Y SENSORES EN ROVS.....</b>	<b>13</b>
5.1. <i>Arquitectura de control de Vehículos Autónomos y Remotamente Operados.....</i>	13
5.2. <i>Misiones submarinas autónomas y remotamente operadas.....</i>	15
5.3. <i>Sensores acústicos para la localización submarina.....</i>	16
5.4. <i>Retos abiertos en la navegación submarina.....</i>	17
5.5. <i>Sensores para la percepción en aplicaciones submarinas.....</i>	18
5.5.1. <i>Sensores ópticos.....</i>	18
5.5.2. <i>Sensores acústicos.....</i>	18
5.6. <i>Retos en el desarrollo de sistemas de percepción submarina.....</i>	19
<b>6. ANÁLISIS DE DATOS.....</b>	<b>19</b>
6.1. <i>Inteligencia Artificial.....</i>	20
6.1.1. <i>Ciencia de los Datos, Big Data e Inteligencia Computacional.....</i>	20
6.1.2. <i>Big Data.....</i>	22
<b>7. REFERENCIAS.....</b>	<b>23</b>

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1. Arquitectura GNC de Guiado (G), Navegación (N) y Control (C) de un vehículo autónomo...</b>	<b>14</b>
<b>Figura 2. Arquitectura de control de un Vehículo Remotamente Operado.....</b>	<b>15</b>
<b>Figura 3. Ubicación del Deep Learning y el Big Data, dentro del marco del Data Science, el Machine Learning y la Inteligencia Artificial, a su vez en el global ámbito del Computer Science.....</b>	<b>23</b>

**Acción 1.3A. Desarrollo y evaluación de pequeños vehículos subacuáticos operados remotamente (ROVs), sistemas fijos (boyas) y análisis de imágenes para el seguimiento de especies piscícolas en estuarios y explotaciones piscícolas**

## **RESUMEN**

En este informe se ha llevado a cabo una revisión bibliográfica sistemática del uso de los vehículos remotamente operados (ROVs) y sistemas fijos o remotos sumergidos (RUSs) y derivantes (DBs) en diferentes sistemas de explotación y producción acuícola así como en hábitats con potencial para la implantación de programas de producción. También se ha abordado el análisis del control de este tipo de vehículos así como las características de la sensórica que puede ser instalada en cada plataforma. Finalmente se exploran diferentes métodos derivados del análisis de la información masiva generada por los sensores acoplados a bordo, particularmente las diferentes metodologías englobadas dentro del campo del Big Data e Inteligencia Artificial (AI).

## **1. INTRODUCCIÓN**

En la actualidad, las sociedades humanas se enfrentan al desafío de proporcionar fuentes de proteínas de origen animal salvaguardando al mismo tiempo los objetivos de sustentabilidad y conservación de la biodiversidad. En este contexto, la explotación de los recursos pesqueros sobre una base ecosistémica y una producción acuícola inteligente, sostenible e integradora jugará un papel imprescindible en las próximas décadas y constituirá uno de los pilares fundamentales del Plan de Crecimiento Azul propugnado por la Unión Europea. Este plan, basado en el Código de Conducta de Pesca Responsable (FAO, 1995), establece una serie de instrumentos que facilitan la aplicación de sistemas de gestión que aseguren un desarrollo eficaz de la pesca y la acuicultura.

Adoptar este nuevo enfoque sobre la pesca extractiva y la producción acuícola se hace aún más imprescindible cuando se analizan las tendencias de capturas de las flotas pesqueras y la producción acuícola a nivel mundial. Los datos básicamente muestran que el volumen de capturas de la industria pesquera está estancado alrededor de los 90 millones de toneladas desde principios de los años 90, mientras que la acuicultura creció en el período comprendido entre 2001 y 2016 a un ritmo del 4.5% (Brugére y Ridler, 2004; FAO, 2018; APROMAR, 2018). Por tanto, de forma global se puede considerar que en la actualidad la acuicultura contribuye de forma más eficaz al

aprovechamiento de los recursos naturales y al desarrollo económico que la pesca tradicional.

Esta marcada diferencia de crecimiento entre la pesca tradicional y la acuicultura ha sido posible no solo gracias a una importante diversificación de la producción y a un conocimiento profundo de la biología de las especies cultivadas, sino que además se ha basado en una adecuada organización empresarial y sobre todo en el desarrollo de nuevos alimentos específicos y la introducción de importantes innovaciones tecnológicas. De hecho, el objetivo de desarrollo sostenible 14.a sobre vida submarina (SDG 14.a) establecido en la agenda 2030 de las Naciones Unidas destaca como camino prioritario para alcanzar sus metas el aumento significativo de los conocimientos científicos y el desarrollo de la capacidad de investigación y transferencia de tecnología al sector productivo de la acuicultura (<https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/oceans/>).

Aunque la realidad de la acuicultura moderna es la de un sistema de producción altamente tecnificado, a corto y medio plazo la rentabilidad y la sostenibilidad ambiental de las instalaciones acuícolas estarán fuertemente asociadas a un control aún más preciso de las operaciones llevadas a cabo sobre el cultivo. Un análisis profundo del sistema de manejo mediante la introducción de nuevas tecnologías permitirá optimizar los niveles de nutrición, supervisar y pronosticar cambios cualitativos en el medio de cultivo, llevar a cabo estimaciones predecibles de los crecimientos y biomasas así como gestionar adecuadamente los regímenes de retirada de la producción. Como resultado habrá menos alimento perdido, la mortalidad no contabilizada será menor y el piscicultor podrá controlar y responder más fácilmente a problemas patológicos y cambios en las condiciones físico-químicas del agua con lo que se tenderá a un uso más eficiente del capital ligado a los peces, alimentos y la instalación en su conjunto.

En los últimos años, la tecnificación en la acuicultura se ha implantado particularmente en aspectos relacionados con la alimentación de los peces (Foster et al., 1995; Alanäärä, 1996; Cho y Bureau, 1998; Lagardère y Mallekh, 2000; Bulcock et al., 2001; Papandroulakis et al., 2002; Petrell y Ang, 2001; Parsonage y Petrell, 2003; Rubio et al., 2004; Chang et al., 2005; Velázquez y Martínez, 2005; Soto-Zarazúa et al., 2010; Føre et al., 2011; Loo, 2013; Smith y Tabrett, 2013; Atoum et al., 2015; Wu et al., 2015), la evaluación del comportamiento en jaulas y balsas de cría (Rose et al., 2005; Conti et al., 2006; Covès et al., 2006; Xu et al., 2006; Chris et al., 2009; Duarte et al., 2009; Pinkiewicz et al., 2011; Torisawa y Kadota, 2011; Cha et al., 2012; Papadakis et al., 2012; Polonschii et al., 2013; Liu et al., 2014; Sadoul et al., 2014; Føre et al., 2016; Kolarevic et al., 2016), estimación del crecimiento y biomasa (Costa et al., 2006; Costa

et al., 2009; Balaban et al., 2010a y 2010b; Gümüs y Balaban, 2010; Serpa et al., 2013), estimación de parámetros físico-químicos (van Dam y Pauly, 1995; Burford y Lorenzen, 2004; Moulick et al., 2011; Gutiérrez-Estrada et al., 2004; Tang et al., 2009a y 2009b; Lala et al., 2017; Thomas et al., 2017), sistemas de recirculación, filtración del agua y estimación de desechos (Chen et al., 1993; Kamstra et al., 1998; Aitcheson et al., 2000; Barak y van Rijn, 2000; Barak et al., 2003; Boyd, 2003; Bureau et al., 2003; Ebeling et al., 2003; Gelfand et al., 2003; Suzuki et al., 2003; Brazil y Summerfelt, 2006; Ebeling et al., 2006; Klas et al., 2006; van Rijn et al., 2006; Boopathy et al., 2007; Avnimelech, 2006; Martins et al., 2010; Azevedo et al., 2011; Danaher et al., 2011; Goncalves y Gagnon, 2011; van Rijn, 2013) y el uso eficiente del agua y la energía (Pulido-Calvo et al., 2006; Gutiérrez-Estrada y Pulido-Calvo, 2007; Pulido-Calvo et al., 2008; Pulido-Calvo y Gutiérrez-Estrada, 2011; Gutiérrez-Estrada et al., 2012; Pulido-Calvo et al., 2014).

En la actualidad, el continuo avance en plataformas de desarrollo y programación, la significativa mejora de la conectividad a internet, el acceso a bases de datos y la capacidad de cálculo y procesamiento de información de dispositivos móviles así como la accesibilidad y reducción de costes de los componentes electrónicos facilitan el acceso y adquisición de nuevas tecnologías que pueden permitir a los acuicultores optimizar sus procesos de producción (FAO, 2018). Sin duda, una de las tecnologías emergentes más prometedoras en este sentido es el uso de plataformas multisensóricas instaladas en drones aéreos (RPAs) y acuáticos autónomos (Autonomous Underwater Vehicles –AUVs-) y particularmente en vehículos remotamente operados (Remotely Operated Vehicles –ROVs-) así como sistemas fijos o remotos sumergidos y boyas derivantes (Remote underwater systems –RUSSs- and drifting buoys –DBs-) (Christ y Wernli, 2014). Esto es debido a que este tipo de tecnologías están desarrolladas en torno a plataformas comerciales robustas y testadas que presentan como característica más destacable la capacidad de obtención de información *in situ* y en tiempo real del comportamiento y distribución de las especies acuáticas mediante el uso técnicas no destructivas y mínimamente intrusivas como el análisis de imágenes y distintos tipos de sistemas acústicos y ópticos (Karpov et al., 2012; Lauermann, 2014; Mallet y Pelletier, 2014; Huvenne et al., 2018).

Por tanto, el objetivo prioritario de este trabajo es llevar a cabo una revisión bibliográfica sistemática del uso de los vehículos remotamente operados (ROVs) y sistemas fijos o remotos sumergidos (RUSSs) y derivantes (DBs) en diferentes sistemas de producción acuática así como en hábitats con potencial para la implantación de programas de producción. Seguidamente este estudio aborda el análisis del control de este tipo de vehículos así como las características de la sensórica que puede ser instalada en cada plataforma. Se exploran diferentes métodos derivados del análisis de la información masiva generada por los sensores acoplados a bordo, particularmente

las diferentes metodologías englobadas dentro del campo del Big Data e Inteligencia Artificial (AI) y finalmente se establecen una serie de conclusiones sobre las ventajas e inconvenientes para llevar a cabo la implantación de estas tecnologías en instalaciones a escala comercial.

## **2. ESTADO DEL ARTE. BASES DE DATOS**

Las búsquedas bibliográficas se llevaron a cabo utilizando dos bases de datos principales: Web of Science y Google Scholar. Además de las búsquedas en estas dos bases de datos en las que fundamentalmente se incluyen las citas indexadas con índice de impacto, también se verificaron listas de referencia de todos los estudios registrados para identificar aquellos trabajos publicados en formato libro, actas de congresos así como literatura gris con relevancia significativa. Adicionalmente, se consultaron direcciones Web que por sus contenidos relevantes han complementado la información bibliográfica anteriormente citada.

## **3. VEHÍCULOS OPERADOS REMOTAMENTE (ROVS)**

Los vehículos operados remotamente (ROVs) son plataformas robóticas controladas por un operario que se utilizan fundamentalmente para el reconocimiento, inspección, observación y desarrollo de tareas específicas bajo el agua. Están normalmente constituidos por una plataforma marginalmente flotante sobre la que se instalan un conjunto de motores o propulsores que permiten su desplazamiento a través de la columna de agua así como un conjunto de sensores cuya naturaleza dependerá del tipo de operación o misión a la que está destinado.

Los primeros ROVs fueron construidos en la década de los 60 por el ejército estadounidense y fueron utilizados en misiones de carácter militar (Ridao et al., 2007). No sería hasta los primeros años de los 80 cuando diferentes instituciones de investigación oceanográfica empezaron a diseñar y construir sus propias plataformas de desarrollo con una sensórica dedicada exclusivamente a la investigación y exploración oceanográfica (Nomoto y Hattori, 1986; Yoerger et al., 1986; Kyo et al., 1995; ALVIN Review Committee, 1992; Cadious et al., 1998).

Las primeras aplicaciones de ROVs comerciales en la evaluación de poblaciones de fauna acuática fueron desarrolladas por Bergström et al. (1987). Estos autores utilizaron un mini-ROV llamado '*Sea Owl MkII*' desarrollado por la Estación de Investigación Marina de Kristineberg (Universidad de Gotemburgo) para calibrar estimaciones de capturas por unidad de esfuerzo (CPUE) con medidas de densidad absoluta de gambas del género *Pandalus*. La densidad absoluta fue estimada a partir

de la contabilización de individuos registrados en la videogramación por un área barrida delimitada por barras verticales situadas en la parte delantera del ROV y separadas por una distancia de 0.75 m.

A partir de este primer trabajo otros autores desarrollaron estrategias de evaluación similares con otras especies (Butler et al., 1991; Adams et al., 1995). Butler et al. (1991) describieron dos métodos nuevos para llevar a cabo estimaciones de poblaciones de peces demersales a partir de datos independientes de las pesquerías comerciales y video-transectos obtenidos con ROVs y sumergibles tripulados. Estos autores destacaron el gran potencial del uso de los ROVs con sistemas de video grabación frente al uso de sumergibles tripulados debido a que el coste asociado a éstos pueden llegar a ser prohibitivos cuando grandes líneas de transectos deben ser analizadas.

En 1995 Adams et al. (1995) llevaron a cabo estimaciones de poblaciones de peces demersales a partir de muestras obtenidas con redes de arrastre e imágenes de video con cámaras instaladas en ROVs. Estos autores concluyeron que las estimaciones obtenidas a partir del análisis de imágenes fueron significativamente mejores para evaluaciones ambientales y al menos igualmente de fiables en el caso de especies con especial interés para la industria pesquera.

Por tanto, desde mediados de la década de los 90 se empiezan a vislumbrar las ventajas de estos equipos respecto a metodologías más convencionales. La gran capacidad de maniobrabilidad de estos equipos junto con una perturbación mínima del medio y la combinación de la videogramación con la obtención de datos físico-químicos *in situ* permiten llevar a cabo estimaciones precisas de megafauna en unas condiciones difícilmente replicables haciendo uso de otro tipo de técnicas (Rumoth, 1994). Por ello no es sorprendente que a partir de este momento y hasta la actualidad el número de estudios en los que se evalúa la abundancia y riqueza de especie, diversidad de las comunidades de peces, estructura trófica haciendo uso de ROVs, etc., se haya incrementado significativamente (Auster et al., 1997; Moser et al., 1998; Amend et al., 2001; Auster et al., 2003; Johnson et al., 2003; Karpov et al., 2004; Benz et al., 2007; Harter et al., 2009; Carpenter y Shull, 2011; Dance et al., 2011; Soffker et al., 2011; Bryan et al., 2013; Pacunski et al., 2013; Duffy et al., 2014; Pita et al., 2014; Pradella et al., 2014; Ajemian et al., 2015a, 2015b; Consoli et al., 2016; 2013; Hemery y Henkel, 2015; Haggarty et al., 2016; Henry et al., 2016; Quattrini et al., 2017; McLean et al., 2018; Moreno et al., 2018).

### 3.1. ROVs en acuicultura

Los primeros diseños de ROVs con un uso dedicado a la adquisición de conocimientos y control en instalaciones acuícolas fueron desarrollados por SINTEF (<https://www.sintef.no/en/>) y SIMRAD Subsea

(<https://www.kongsberg.com/es/maritime/contact/simrad/>) en 1985 (Klepaker et al., 1987). Estas empresas diseñaron un ROV prototipo consistente en un vehículo submarino controlado mediante un enlace de comandos acústicos cuyas instrucciones eran establecidas por un operador. Este primer ROV constaba de tres motores de control así como de un dispositivo de control de televisión asociado a una cámara de alta sensibilidad con una capacidad de giro de 95º. Asimismo integraba una ecosonda multihaz de transductor cuádruple con la capacidad de determinar la posición relativa de un pez al ROV así como su tamaño. Este dispositivo se diseñó fundamentalmente para llevar a cabo operaciones de vigilancia en sistemas de producción localizados en fiordos noruegos.

Posteriormente Balchen (1991) estableció el tipo de aplicación en la que los ROVs podían ser utilizados en el campo de la acuicultura. Este autor indicó que la principal función de esta tecnología estaría centrada en la inspección, la cual incluiría el control visual de la población confinada así como la recolección de datos sobre la temperatura y otros parámetros de la calidad del agua, contabilización del número de ejemplares y estimación de biomasa.

Otra importante aplicación de los ROVs que Balchen (1991) identifica es la manipulación de objetos y dispositivos. Tales tareas pueden ser divididas en dos categorías: operaciones rutinarias y extraordinarias. Entre las primeras identificó operaciones tales como manejo de válvulas, conexión e instalación de diferentes equipos necesarios para el funcionamiento de la instalación y reparación de redes entre otros. Asimismo, este autor describió otras posibles tareas como el mantenimiento y manejo de sistemas de jaulas completamente sumergidas como las propuestas por Osborne et al. (1990), operaciones de avatares de pastores o la localización de zonas de cría de langostas en emplazamientos naturales.

En este mismo trabajo y publicaciones posteriores, Balchen (1991, 1996) avanza algunas de las características técnicas que este tipo de dispositivos deben tener para poder ser utilizados en acuicultura como el nivel de autonomía, el suministro de energía, la posibilidad de posicionamiento geográfico o la capacidad, nivel y tipo de información que puede ser transmitida.

A mediados de los años 90 se empiezan a desarrollar algunos equipos comerciales para uso exclusivo en acuicultura (Drew, 1993; Frost et al., 1996) basándose en la experiencia adquirida en el diseño de prototipos, en la modelación de la hidrodinámica asociada a los dispositivos, modelos de simulación y en el avance en la captura de imágenes y su posterior análisis (Lewis et al., 1984; Dand, 1986; MacArthur, 1988; Goheen y Jefferys, 1990; Ruff et al., 1995).

La bajada de los costes de producción y la disponibilidad de componentes electrónicos programables permite hoy día el diseño y construcción de ROVs de bajo coste con

aplicaciones directas en acuicultura. Un ejemplo lo encontramos en Osen et al. (2017). Estos autores diseñaron, construyeron y testaron un ROV que unida a un vehículo de superficie autónomo constituyen una plataforma denominada ‘Sea Farm Inspector’ que permite realizar operaciones de inspección de los componentes de jaulas de cultivo de salmones además de recopilar información de las condiciones de la calidad del agua sin que esto suponga niveles de intervención que introduzca factores de stress en el cultivo (Osen et al., 2018).

En la actualidad existen multitud de equipos diseñados específicamente para este campo. Por ejemplo, Argus Mariner es un ROV que ha sido testado con diferentes sistemas de línea de base ultra corta (USBL) con el objetivo de evaluar la capacidad de este equipo para navegar dentro de las jaulas de cultivo con el objetivo de servir como una plataforma multisensorial (Rundtop y Frank, 2016). Otro ejemplo es el proyecto Sintef NetClean 24/7 (<https://www.sintef.no/en/projects/netclean-247/>) en el que se ha diseñado y desarrollado un ROV denominado REMORA con capacidad autónoma y con tareas de prevención e inspección de bioincrustaciones en jaulas de cultivo de salmón. El biofouling es un importante problema para la piscicultura del salmón en todo el mundo, especialmente en Noruega, ya que su presencia disminuye el crecimiento de los peces ya que instalaciones más limpias es sinónimo de ausencia de determinados parásitos de esta especie. Otros impactos de la acumulación de biofouling incluyen la disminución de los niveles de oxígeno dentro de las jaulas, la deformación neta de la red y el aumento de la tensión en los sistemas de amarre. Una de las principales medidas para contrarrestar el biofouling hoy en día es la limpieza *in situ* de redes con sistemas de proyección de agua a alta presión.

La idea subyacente en este proyecto es la de un robot autónomo y sin ataduras para la prevención del biofouling y la inspección de la integridad de la red. El robot instalado de forma permanente es pequeño, energéticamente eficiente, tiene su propia estación de acoplamiento y realiza operaciones continuas de limpieza e inspección de la red de contención.

Siguiendo a Balchen (1991), varios proyectos están empezando a diseñar y desarrollar ROVs tejedores (<https://www.sintef.no/en/latest-news/underwater-robot-with-needle-and-thread/>). En la actualidad, si durante la inspección se advierten señales de deterioro en las redes, se debe enviar a un buceador para que haga las reparaciones. Esto es un trabajo costoso, arriesgado y que requiere mucho tiempo. Los ROVs desarrollados realizan una inspección automática y tienen la capacidad de detectar y reparar automáticamente los orificios.

Otros proyectos plantean la asociación cooperativa entre ROVs y otros dispositivos como drones aéreos (RPAs) y vehículos autónomos de superficie (USVs). Este es el caso del proyecto ARTIFEX (<https://www.sintef.no/en/latest-news/tomorrows-fish-farms-will-be-unmanned1/>). Este proyecto incluye cuatro aspectos: diseño de vehículos,

sistemas autónomos y operaciones aerotransportadas y submarinas. Todas estas operaciones pueden ser monitoreadas y operadas por una sola persona ubicada en tierra. La función del RPA es vigilar el proceso de alimentación de los peces, mientras que el ROV lleva a cabo inspecciones submarinas y tareas como la reparación de los daños en las redes para garantizar que los agujeros no sean lo suficientemente grandes como para que los peces puedan escapar. Ambos dispositivos (RPA y ROV) estarán conectados a un USV que suministrará energía y servirá de base de operaciones móvil para los dos dispositivos anteriores.

#### **4. SISTEMAS FIJOS O REMOTOS SUMERGIDOS (RUS) Y BOYAS DERIVANTES (DBS)**

El primer trabajo publicado que informa sobre el uso de un sistema fijo o remoto sumergido en el medio ambiente costero se remonta a los años 50. La Asociación Escocesa de Biología Marina de Millport desarrolló una plataforma con el objetivo de estudiar el fondo de un medio acuático sobre la que se instaló un sistema de video en circuito cerrado. Las pruebas de funcionamiento se llevaron a cabo en el Acuario de la Sociedad Zoológica de Londres en 1949 (Barnes, 1952, 1953). Un par de años más tarde (1951), la Marina Real Británica construyó una plataforma similar que fue empleada para la identificación de un submarino perdido en el mar ese mismo año (Barnes, 1955).

Posteriormente, Backus y Barnes (1957) utilizaron esta misma plataforma con el objetivo de llevar a cabo identificaciones ictiológicas para lo cual se instaló en este RU un circuito cerrado de televisión conjuntamente con una ecosonda operando a 12 y 34 kHz. Estos autores concluyeron que la identificación de las diferentes especies puede llevarse a cabo mediante el uso de cámaras de televisión y que se pueden establecer correlaciones significativas con las secuencias producidas por el sistema de ecosonda.

Los resultados obtenidos por estos autores animaron a algunas instituciones como la Universidad de Miami (Holt, 1967) a desarrollar nuevos RUs en los que se instalaron cámaras de televisión conjuntamente con hidrófonos. Este sistema registraba datos de forma coordinada con una boya derivante en la que se instalaron diferentes sensores de carácter ambiental que permitían medir la velocidad del viento, la dirección y velocidad de la corriente, altura de ola y temperatura del agua a diferentes profundidades. En 1975 Isaacs y Schwartzlose (1975) desarrollaron una boya sobre la que se instaló una cámara que permitía filmar la fauna bentónica que era atraída por carnada fijada a la línea principal de la boya. Tras un tiempo pre-programado, un sistema de corte de la línea con el ancla permitía recuperar la cámara gracias a la instalación de un radio transmisor. Otros autores como Fedra y Machan (1979) diseñaron un RU que instalaba un sistema autónomo con una cámara de 16 mm y un

sistema de iluminación alimentado por una batería de 12 V que por primera vez era controlado por un ordenador digital.

A partir de estos primeros trabajos otros autores han desarrollado plataformas similares con nuevas funcionalidades que permiten estudiar la riqueza de especie de diferentes ecosistemas subacuáticos, el ensamblaje de las comunidades de peces, el comportamiento así como llevar a cabo estimaciones de la abundancia y biomasa de las poblaciones piscícolas (Willis and Babcock, 2000; Dunbrack y Zielinski, 2003; Cappo et al., 2004; Stokesbury et al., 2004; Watson et al., 2005; Jan et al., 2007; Tyne et al., 2010; Aguzzi et al., 2011; Goetze et al., 2011; Aguzzi et al., 2012; Chabanet et al., 2012; Pelletier et al., 2012; White et al., 2013; Unsworth et al., 2014; Dunlop et al., 2015; Tanner et al., 2015; Myers, et al., 2016; Whitmarsh et al., 2016; Cundy et al., 2017; King et al., 2017; Jabado et al., 2018; Mirizzi et al., 2018; Sherman et al., 2018; Clarke et al., 2019; Devine et al., 2019; Zarco-Perello y Enríquez, 2019).

#### 4.1. RUs y DBs en acuicultura

Ver producto final Acción 1.3B titulado '*Relatório introdutório sobre o desenvolvimento e avaliação de sistemas fixos (boias), pequenos veículos marítimos (ROVs) e análise de dados e imagens em estuários e explorações aquícolas*'

Enlace:

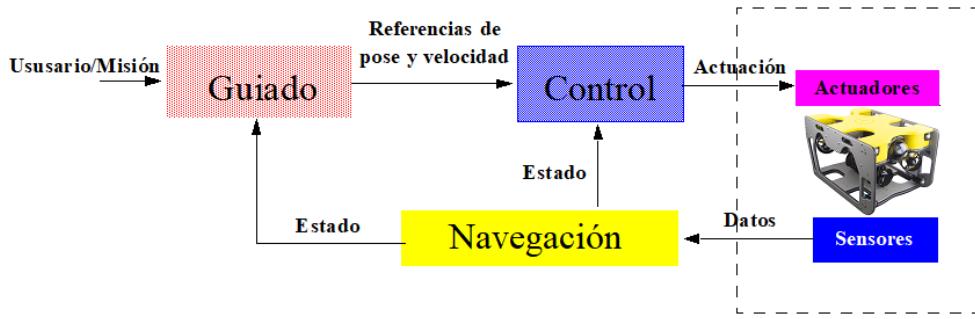
[https://1267314d-ddea-4d7b-b325-1150cf6d9ff6.filesusr.com/ugd/e32a70\\_bb0d25cf6d664b3996c372b3685e6a9a.pdf](https://1267314d-ddea-4d7b-b325-1150cf6d9ff6.filesusr.com/ugd/e32a70_bb0d25cf6d664b3996c372b3685e6a9a.pdf)

## 5. CONTROL Y SENSORES EN ROVS

### 5.1. Arquitectura de control de Vehículos Autónomos y Remotamente Operados

La arquitectura tradicionalmente asociada al control de vehículos autónomos está vinculada con los conceptos de Guiado (G), Navegación (N) y Control (C) (Farrell, 2008) (Figura 1).

En el Guiado se establecen las operaciones necesarias para determinar la ruta, camino o trayectoria necesarios para que el vehículo realice la misión establecida. El módulo de guiado es el responsable de entregar las referencias de pose y velocidad al módulo de control.



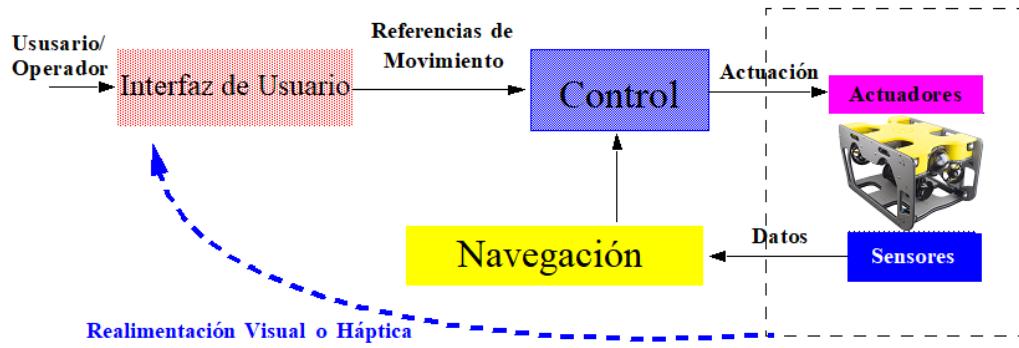
**Figura 1.** Arquitectura GNC de Guiado (G), Navegación (N) y Control (C) de un vehículo autónomo

El término Control comprende el conjunto de elementos hardware y software que permiten manipular los actuadores (volante, timón, propulsores, etc.) que provocan el movimiento del sistema, con el fin de seguir las referencias generadas por el módulo de guiado y así ejecutar las tareas establecidas en la misión.

El concepto Navegación engloba las operaciones que permiten establecer el estado del vehículo, proporcionando a los módulos de Control y Guiado el ‘feedback’ necesario para que la misión se desarrolle de forma estable y efectiva. El estado del sistema, en términos físicos, engloba el conocimiento de la pose del vehículo (posición y actitud u orientación en el espacio) y sus velocidades lineal y angular. Sin embargo, este concepto también puede incluir representaciones más abstractas del sistema vinculadas con una descripción interna o cualitativa del mismo.

Desde el punto de vista del usuario, estos sistemas presentan un comportamiento autónomo, entendiendo por tal el hecho de que una vez el usuario establece o configura la misión deseada, el sistema evoluciona de forma independiente al mismo, hasta que éste decida intervenir de nuevo.

Por el contrario, los sistemas operados remotamente (Figura 2) se caracterizan por mantener el bloque de control y navegación y sustituir el módulo de guiado por un módulo interfaz de usuario, de manera que el guiado del vehículo lo hace el usuario interactivamente, en su papel de operador. En esta configuración el estado del sistema es frecuentemente estimado por el propio operador a partir de la información realimentada mediante imagen o interfaces hapticos, de forma que el operador es corresponsable de mantener la estabilidad y eficiencia de la misión. Los vehículos submarinos autónomos (AUVs) y los operados remotamente (ROVs) presentan estas mismas arquitecturas.



**Figura 2. Arquitectura de control de un Vehículo Remotamente Operado**

## 5.2. Misiones submarinas autónomas y remotamente operadas

El estado del arte en referencia a los sistemas de Guiado y Control de vehículos submarinos se encuentra bastante maduro (Antonelli et al., 2008; Fossen, 2011; Caharija et al., 2016).

Desde el punto de vista del Guiado, las técnicas para la generación de trayectorias y rutas siguen las mismas pautas que las empleadas con robots autónomos terrestres o aéreos, si bien su aplicación se ve condicionada por las peculiaridades de las aplicaciones submarinas (Petres et al., 2005).

Igualmente, si tomamos en consideración las técnicas de control (seguimiento de rumbo, control de actitud y profundidad, seguimiento de transectos, etc.), los vehículos que actualmente hay en el mercado efectúan con gran eficiencia dichas tareas fundamentales. En cambio, las técnicas para Navegación se encuentran muy afectadas por las características de los sistemas sensoriales que se utilizan bajo el agua (Petillot et al., 2019).

Los sistemas de navegación utilizan distintas fuentes de información sensorial para determinar la pose y velocidad del vehículo. La estimación del estado a partir de datos de distinta naturaleza suele basarse en la utilización de algoritmos que permiten la fusión sensorial a partir del conocimiento de la dinámica del vehículo (Thrun et al., 2005). La natural incertidumbre asociada al registro de información que realizan los sensores requiere del uso de procedimientos probabilísticos que reduzcan la incertidumbre final de la estimación. Así, son clásicos los métodos que modelan la estocasticidad de los procesos mediante funciones gaussianas (Chui y Chen, 2017) o los que utilizan métodos de simulación de Montecarlo para modelar los procesos probabilísticos mediante distribuciones multimodales (del Toro, 2007).

En la actualidad, la información que suele utilizarse en misiones submarinas para localización tiene origen propioceptivo y exteroceptivo (Petillot et al., 2019). Concretamente, es frecuente utilizar información procedente de sistemas de medida de velocidad por efecto doppler (DVLs) y de Unidades de Medida Inercial (IMU) que permiten medir aceleraciones, orientaciones y velocidades angulares.

La utilización directa de sistemas de localización global, como los basados en técnicas GNSS, quedan descartados debido a la gran dificultad de propagación que en el agua tienen las ondas electromagnéticas.

En general la utilización de sensores exteroceptivos suele ser un apoyo determinante para mejorar la precisión de las tareas a realizar durante la navegación. Así en robótica móvil es muy utilizada la localización basada en mapas (Williams et al., 2001). En este caso suelen usarse sensores de rango (sonar, LIDAR, etc.) y el mapa para determinar la pose del robot en función de las medidas reales y la probabilidad asociada a las mismas.

Otra técnica bien conocida es el llamado SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) en la que la localización y la construcción del mapa se realizan al mismo tiempo en base a la identificación de puntos característicos (Aulinas, 2008). Sin embargo, debido a la poca resolución de los sensores de rango en aplicaciones submarinas y la poca singularidad de los puntos característicos en el medio subacuático, las técnicas de SLAM siguen siendo una cuestión abierta para este tipo de aplicaciones.

Las últimas tendencias en localización submarina tienden a considerar el uso combinado de sensores iniciales con sistemas de posicionamiento acústico (USBL, SBL y LBL). Sin embargo, estos sistemas presentan varios inconvenientes. Por una parte, requieren una calibración precisa de la velocidad con que se transmiten las señales, y por otra sufren los problemas de caminos múltiples de propagación y aparición de rebotes propios de los sistemas acústicos. Otra desventaja es que tienen un alcance limitado y solo se pueden aplicar en áreas confinadas (Paull et al., 2014). En la siguiente sección se detallan algunas de las características más importantes de estos sistemas.

### *5.3. Sensores acústicos para la localización submarina*

Un sistema USBL (Ultra-Short BaseLine) (Petillot et al., 2019) consiste en un transceptor que se fija a la parte inferior de un barco y un transpondedor que es transportado por el vehículo que se desea localizar. La localización del vehículo se realiza a partir de los rangos de distancia que son medidos por el transceptor. Su funcionamiento se basa en la emisión de un pulso acústico por parte del transceptor. Este es recibido por el transpondedor que contesta con su propio pulso. En el lado del

transceptor, el rango de distancia se determina a partir de la medida del tiempo empleado desde que se emitió el pulso hasta que es recibido. El transceptor normalmente posee tres o más transductores separados por una estructura de 10 cm o menos. Mediante la medida de diferencia de fase de las señales recibidas por los transductores es posible medir la dirección en la que está situado el transpondedor. También es posible trabajar con una configuración inversa en la que el transceptor está situado en el vehículo y el transpondedor se ubica en el objetivo a alcanzar, de manera que es dicho objetivo el que queda localizado respecto al vehículo.

Los sistemas SBL (Short BaseLine) (Christ y Wernli, 2014) poseen una estructura y funcionamiento parecido al de los USBL pero a diferencia de estos, los transceptores se montan en una estructura que permite variar la distancia entre ellos. En este caso, la precisión de la medida mejora en tanto lo haga esta distancia.

Los sistemas LBL (Long BaseLine) (Petillot et al., 2019) se caracterizan porque utilizan redes de estructuras de transpondedores. Ahora, el vehículo es quien transporta el transceptor. Habitualmente se utilizan para abarcar un espacio de trabajo de mayor dimensión que los USBL y los SBL. Su utilización permite obtener una precisión de posicionamiento muy alta y una estabilidad de la estimación de la pose que es independiente de la profundidad del agua.

Cuando es necesaria una localización absoluta del vehículo, estos sistemas acústicos se suelen combinar con sistemas de localización GNSS conectados a la base de los transpondedores, de manera que una vez conocida con precisión la localización de la base, el geoposicionamiento absoluto del vehículo se obtiene mediante la combinación de la localización local y la de la base.

#### *5.4. Retos abiertos en la navegación submarina*

El mayor reto pendiente desde el punto de vista de la realización de tareas submarinas se encuentra en la navegación en un entorno desconocido, sin información a priori de su estructura, sin actualización externa de la posición y sin utilizar costosas infraestructuras. La reducción de la incertidumbre, dadas las limitaciones de los sistemas de localización, también es un asunto pendiente dentro de este reto.

Igualmente queda como reto abierto para los años venideros la utilización de múltiples vehículos que colaboren en la ejecución de tareas submarinas. A este respecto, la mayor limitación se encuentra en utilizar el mismo medio de comunicación (el acústico), con un ancho de banda muy limitado, para transportar la información de dos tareas diferenciadas: la navegación y la coordinación entre vehículos (Petillot et al., 2019).

## *5.5. Sensores para la percepción en aplicaciones submarinas*

Hay que tener en cuenta, que el objetivo de una misión puede estar más allá de la realización de las tareas típicas de navegación, siendo necesario entonces el desarrollo de un sistema de percepción inteligente que atienda a la realización de otras tareas que la misión pueda demandar: identificación, clasificación, etc. No obstante, debido a las restricciones de flotabilidad, la cantidad y naturaleza de los sensores que puede llevar a bordo un vehículo submarino están muy limitadas. Básicamente hay dos tipos de sensores que pueden utilizarse para desarrollar sistemas de percepción en aplicaciones submarinas: ópticos y acústicos.

### *5.5.1. Sensores ópticos*

Como en las aplicaciones de robótica terrestre y aérea, las cámaras pueden utilizarse para detección de objetos, inspección, reconstrucción y clasificación (Williams y Dugelay, 2016). Pueden también utilizarse para evitar colisiones o para mantenerse a una distancia de seguridad de un obstáculo o del fondo. Es de destacar las posibilidades que ofrece la utilización de cámaras hiperespectrales (Johnsen, 2016) y cámaras de visión estéreo que permiten la realización de tareas submarinas con mayor precisión (Ouyang, 2012). Sin embargo, las condiciones de visibilidad son una desventaja para la utilización de estos sensores. La falta de iluminación y la turbidez del medio acuático limitan bastante el uso de sensores ópticos, ya que la posibilidad de utilizar iluminación artificial está limitada por la capacidad de carga del vehículo.

### *5.5.2. Sensores acústicos*

Son diversos los sensores acústicos que pueden utilizarse para aplicaciones submarinas. Un ejemplo son los sensores de eco, para medir la distancia al fondo, cuyo fin es mantener al vehículo a cierta distancia de seguridad del mismo (Petillot et al., 2019). Otro tipo de sensores acústicos son los sonares de imagen (Karabchevsky et al., 2011), que pueden utilizarse para mapear fondos submarinos, búsqueda de objetos o realización de medidas topográficas. Los sónares de barrido lateral (Coiras et al., 2007) tienen una gran similitud con estos sensores pero presentan una resolución inferior.

Los sonares multihaz pueden ser utilizados para detección y reconocimiento de objetos, así como para realizar labores de navegación. En los últimos años, este tipo de sensores presentan frecuencias de trabajo más altas (hasta 3 MHz) proporcionando imágenes con resolución milimétrica (menos de 10 m). Estos sonares se pueden usar para inspeccionar con precisión distintos tipos de estructuras. Últimamente han aparecido en el mercado sistemas sondas multihaz 3D de alta resolución que pueden

proporcionar imágenes en tres dimensiones en tiempo real a 20 Hz (<https://www.codaoctopus.com/products/3d/echoscope4G>).

Por su parte los sensores acústicos presentan sus propias desventajas, como es el caso de la correcta calibración en función del estado del medio acuático (temperatura, salinidad, etc.) o la aparición de sombras acústicas y artefactos en las medidas que deben ser correctamente tratados con algoritmos de filtrado para que la información proporcionada sea adecuadamente interpretada (Petillot et al., 2019).

### *5.6. Retos en el desarrollo de sistemas de percepción submarina*

Una manera de resolver las desventajas que presentan tanto los sensores ópticos como los acústicos puede encontrarse en la combinación de ambos o incluso la combinación con otro tipo de sensores como es el caso los LIDAR submarinos (McLeod et al., 2013). Esta fusión sensorial puede usarse para hacer la navegación más fiable y segura o para realizar tareas de reconstrucción 3D o de búsqueda e inspección (Ferreira et al., 2016). Sin embargo, esta metodología es un desafío complejo en el que todavía está pendiente encontrar una solución robusta.

## **6. ANÁLISIS DE DATOS**

A mediados de la década de los 60, Watt (1966) escribió un trabajo en el que indicaba que el gran problema del avance de algunas ramas de las ciencias como la ecología o las ciencias pesqueras era, más que la obtención de datos, la capacidad de análisis de la información generada así como la extracción de conocimiento. Este autor indicó que una de las tecnologías más prometedoras era el uso y análisis de imágenes así como su interpretación automática mediante sistemas computerizados.

Los primeros sistemas automáticos de análisis de imágenes mediante computador fueron desarrollados por la National Biomedical Research Foundation a través del programa FIDAC (Ledley, 1965). En esencia, este sistema enfrentaba el negativo de una fotografía a un tubo generador de rayos catódicos que proporcionaba una matriz de filas y columnas con puntos de luz. La intensidad de cada punto era medida en una escala de siete niveles de grises y esa información era transmitida a un computador digital mediante un registrador especial. A partir de esta digitalización inicial, el sistema era capaz de descubrir patrones comunes a todas las fotografías tomadas.

Desde el desarrollo de estos primeros sistemas de análisis de imágenes se ha avanzado significativamente tanto en la forma de proporcionar la información como en el volumen de datos generados (Bui, 1991; Rose, 1992; Whorff y Griffing, 1992; Reid y Simmons, 1993; Caltran y Silan, 1996; Bates y Tiersch, 1997; Cadrin y Friedland, 1999;

LeFeuvre et al., 2000; Ting-Wan y Jian-Hua, 2008; Oya y Kawasue, 2008; Scheneider et al., 2019), por lo que hoy en día no se concibe la extracción de conocimiento a partir de registros de imágenes sin la intervención de diferentes metodologías incluidas dentro del campo de la Inteligencia Artificial.

## *6.1. Inteligencia Artificial*

La Inteligencia Artificial es un área científico tecnológica que está transformando actualmente el mundo en unos niveles que recuerdan al que en su día produjeron el motor de vapor o la electricidad, o hace menos tiempo, el microprocesador o la aparición de la propia Internet. Su objetivo es producir máquinas o programas que exhiban comportamiento inteligente en determinadas facetas, es decir, propio de actuaciones de seres humanos. Se trata de una disciplina transversal que ha alcanzado su madurez y cuyas innumerables aplicaciones hoy en día alcanzan áreas tan diversas como la industria, la agricultura, pesca y acuicultura, la salud y medicina, o la educación. Por primera vez desde sus inicios con el nacimiento de la computación, sus aplicaciones no parecen ya cosa de la ciencia ficción sino realidad. La implantación que se está llevando a cabo actualmente en todas las áreas, definirá de forma decisiva el mundo en el que viviremos.

### *6.1.1. Ciencia de los Datos, Big Data e Inteligencia Computacional*

Un elemento en común de las diferentes tecnologías de vanguardia en Inteligencia Artificial es que utilizan datos, bien en su fase de diseño, o bien posteriormente para perfeccionar su comportamiento. La captación de datos hoy en día no es en la mayoría de los casos un problema. Los grandes avances en el mundo de la electrónica y los sensores, capaces de medir infinidad de parámetros con unos costes de implantación muy reducidos, la difusión de dispositivos microcontroladores en todo tipo de aplicaciones (incluso los que portamos los humanos y con los que generamos información no sólo indirectamente por nuestra actividad diaria sino también proactivamente: social media), y las redes de interconexión entre dispositivos, permite recoger datos de todo tipo, y por tanto, alimentar a todas estas tecnologías entorno a la Inteligencia Artificial que los utilizan. Sin embargo, el almacenamiento masivo de este volumen y particularmente la gestión y el procesamiento de todos estos datos sí que continúa siendo un reto, y nos introduce en la disciplina del Big Data (Herrera, 2014; Li et al., 2015), o en general a la Ciencia de los Datos, como tecnología global que trata de obtener utilidad del estudio de los datos como ciencia (Dhar, 2013), abarcando desde su preparación y análisis hasta su visualización y gestión (Cady, 2017).

La Inteligencia Computacional es una disciplina integrada por un conjunto de técnicas dentro del campo de la Inteligencia Artificial, tales como las Redes Neuronales Artificiales [incluyendo al Deep Learning (Goodfellow et al., 2016)], los Algoritmos Evolutivos, la Inteligencia de Enjambre, los Sistemas Inmunológicos y los Sistemas Difusos, orientadas a resolver problemas complejos del mundo real donde otros recursos matemáticos o tradicionales no podrían hacerlo por su complejidad intrínseca, por la necesidad del manejo de incertidumbre o por su aleatoriedad natural, y son cuantiosamente utilizadas en la Ciencia de los Datos.

En particular los Sistemas Difusos (Mamdani, 1977) son muy empleados desde hace décadas tanto para modelar sistemas (predicción y descripción, en entornos de regresión, clasificación y agrupamiento) como para control (Herrera, 2008). Sus cualidades más valoradas se basan en sus aptitudes para razonar de forma aproximada en entornos de incertidumbre, así como su capacidad expresiva, interpretabilidad o posibilidad de supervisión del conocimiento que manejan. En el campo de la robótica, tiene aplicación en control inteligente, en navegación o en fusión sensorial.

Por otro lado, los Algoritmos Evolutivos (Eiben y Smith, 2003) son muy empleados por sus buenas cualidades para tareas de búsqueda, optimización y aprendizaje. Son robustos, bastante independientes del problema a resolver, y por ello con mucha frecuencia empleados en problemas complejos, es decir, con elevado número de variables, diversos óptimos locales, más de un objetivo, multimodales, etc. (Freitas, 2002). El nivel de madurez de su área es bastante elevado y así es fácil encontrar bibliografía sobre los modelos más adecuados para resolver problemas en diferentes ámbitos o circunstancias. Los algoritmos evolutivos junto con los Sistemas Difusos han dado lugar a la disciplina de los Sistemas Difusos Evolutivos (Fernández et al., 2016) donde los segundos permiten diseñar y aprender las bases de conocimiento de los primeros a partir de conjuntos de datos siendo, por tanto, una herramienta de gran utilidad práctica.

El Deep Learning (Goodfellow et al., 2016) o aprendizaje profundo es una parte muy de actualidad dentro del Machine Learning que consiste en modelos avanzados de redes neuronales artificiales, es decir, se trata de modelos predictivos capaces de crear estructuras internas de conocimiento, incluso más allá en algunas áreas de lo que los humanos somos capaces, por lo que son aptas para resolver problemas complejos. El gran desarrollo del Deep Learning se sustenta a su vez en la madurez de otras dos tecnologías: el Big Data, para la gestión de los grandes volúmenes de datos que necesitan para su entrenamiento las redes neuronales profundas; y la computación de altas prestaciones, y en particular, la computación paralela basada en GPUs. En la actualidad, está encontrando aplicación en múltiples áreas, si bien, destaca particularmente el del reconocimiento de imágenes y/o videos, o señales complejas desde sensores.

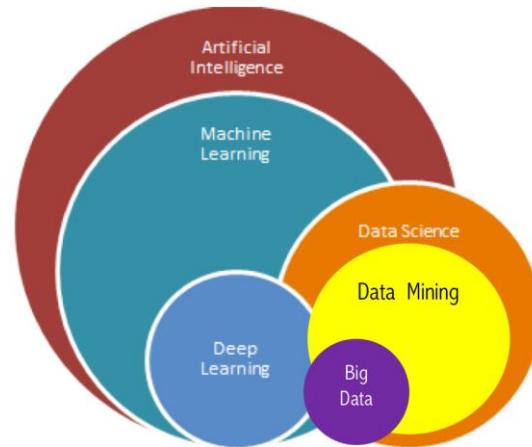
### 6.1.2. *Big Data*

Se estima que en 2020 habrá en el mundo alrededor de 40 trillones de gigabytes de datos de los que el 90% se habrán generado durante 2018 y 2019 (<https://techjury.net/stats-about/big-data-statistics>). El Big Data hoy en día, comprende todo un conjunto de tecnologías desarrolladas a partir de una tecnología seminal ideada por Google en 2003, denominada MapReduce (Dean et al., 2008). Esta consiste en una plataforma para llevar a cabo, de forma relativamente sencilla, almacenamiento y procesamiento de grandes volúmenes de información de forma distribuida en grandes clusters o granjas de servidores, frente a procedimientos tradicionales de procesamiento paralelo y distribuido de la época. MapReduce se ha convertido en un paradigma propiamente de almacenamiento y tratamiento distribuido de datos (Fernández et al., 2014).

Con posterioridad y en un entorno de rápida y continua evolución, cabe destacar entre las tecnologías que se pueden denominar como “herederas” de MapReduce a la plataforma Apache Spark (Karau et al., 2015), posiblemente la tecnología dominante en estos momentos en entornos de Big Data, creada específicamente para mejorar en particular los aspectos de procesamiento distribuido de su antecesora. Apache Spark da cabida no sólo al mismo modelo de procesamiento MapReduce sino también a otros, inclusive el suyo, y en general todos ellos con la particularidad de hacer un uso más eficiente de la memoria bajo un modelo de abstracción propio cuyos resultados prácticos permiten unas mejoras de velocidad muy notables -en base a una buena escalabilidad horizontal (Mailavaram et al., 2019)-, diseño de algoritmos iterativos de forma eficiente y en general una mejor gestión y flexibilidad en el flujo de datos para el diseño de experimentos. Asimismo, podemos señalar también propuestas posteriores al citado Apache Spark, tales como Apache Flink (Hueske y Kalavri, 2017), orientada a facilitar la implementación del tratamiento de datos en tiempo real, muy frecuente en diversas aplicaciones del mundo real.

La tecnología entorno al Big Data permite el procesamiento de ingentes cantidades de datos, que sin ella, no habría sido posible, pero esta tecnología en sí misma, no permite encontrar el conocimiento que hay más allá de la información si no es gracias a su hibridación con el Machine Learning (Cai y Zhu, 2015; Rao et al., 2019) y, por tanto, manteniéndose todo el conocimiento desarrollado durante las últimas décadas en esta área, al servicio de las nuevas implementaciones para grandes volúmenes de datos.

En la Figura 3 se puede observar una representación de la ubicación y las hibridaciones de varias de estas áreas comentadas dentro del marco de global de la Informática (o más propiamente, del Computer Science).



**Figura 3.** Ubicación del *Deep Learning* y el *Big Data*, dentro del marco del *Data Science*, el *Machine Learning* y la *Inteligencia Artificial*, a su vez en el global ámbito del *Computer Science*

Las citadas hibridaciones se pueden encontrar en infinidad de trabajos científicos tales como aquellos orientados a preprocesamiento (García et al., 2016), estudios con problemas de datos no balanceados (Chawla et al., 2004; He y García 2009) e inclusive en entornos de Big Data (Triguero et al., 2015), selección de instancias (Brighton y Mellish, 2002) y en particular con Big Data (Triguero et al., 2015), selección de características (Jai y Zongker, 1997; Kira y Rendell, 1992) también con casos específicos en Big Data (Peralta et al., 2015), discretización (Liu et al., 2002) y discretización en Big Data (Ramírez-Gallego et al., 2016), o sistemas borrosos evolutivos (Alcalá-Fdez et al., 2007; Márquez et al., 2007) y también ellos con Big Data (Márquez et al., 2012; Márquez et al., 2013; Márquez et al., 2017; López et al., 2019).

## 7. REFERENCIAS

- Aguazzi, J., Manuel, A., Condal, F., Guillen, J., Nogueras, M., del Rio, J., Costa, C., Menesatti, P., Puig, P., Sarda, F., Toma, D., Palanques, A., 2011. The New Seafloor Observatory (OBSEA) for remote and long-term coastal ecosystem monitoring. *Sensors* 11: 5850–5872.
- Aitcheson, S.J., Arnet, J., Murray, K.R., Zhang, J. 2000. Removal of aquaculture therapeutants by carbon adsorption: 1. Equilibrium adsorption behaviour of single components. *Aquaculture* 183: 269–284.
- Ajemian, M.J., Wetz, J.J., Shipley-Lozano, B., Dale Shively, J., Stunz, G.W. 2015a. An analysis of artificial reef fish community structure along the northwestern gulf of Mexico shelf: potential impacts of “rigs-to-reefs” programs. *PLoS ONE* 10: 126354.

Ajemian, M.J., Wetz, J.J., Shipley-Lozano, B., Stunz, G.W. 2015b. Rapid assessment of fish communities on submerged oil and gas platform reefs using remotely operated vehicles. *Fisheries Research* 167: 143–155.

Alanärä, A. 1996. The use of self-feeders in rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss*) production. *Aquaculture* 145: 1–20.

Alcalá-Fdez, J., Herrera, F., Márquez, F.A., Peregrín, A. 2007. Increasing fuzzy rules cooperation based on evolutionary adaptive inference systems. *International Journal of Intelligent System* 22(9): 1035–1064.

ALVIN Review Committee, 1992. Summary Report of the ALVIN review meeting. Woods Hole Oceanographic Institution, Woods Hole, Massachusetts.

Amend, M., Fox, D., Romsos, C. 2001. 2001 Nearshore Rocky Reef Assessment ROV Survey. En: Final Report for 2001 Grant Cooperative Agreement PS01053. (Oregon: Oregon Department of Fish and Wildlife, Marine Habitat Project, Marine Program).

Antonelli, G., Fossen, T., Yoerger, D. 2008. Underwater Robotics. En: Springer Handbook of Robotics, 1st ed. B. Siciliano y O. Khatib, Eds. Berlin, Germany: Springer.

APROMAR, 2018. La acuicultura en España. Asociación Empresarial de Acuicultura de España, Madrid 94pp.

Atoum, Y., Srivastava, S., Liu, X. 2015 Automatic feeding control for dense aquaculture fish tanks. *ISPL* 22: 1089–1093.

Aulinás, J., Petillot, Y., Salvi, J., Llado, X. 2008. The SLAM problem: A survey. *Artificial Intelligence Research and Development, Proceedings of the 11th International Conference of the Catalan Association for Artificial Intelligence* 184(1): 363–371.

Auster, P.J., Lindholm, J., Valentine, P.C. 2003. Variation in habitat use by juvenile Acadian redfish, *Sebastes fasciatus*. *Environmental Biology of Fishes* 68, 381–389.

Auster, P.J., Malatesta, R.J., Donaldson, C.L.S. 1997. Distributional responses to small-scale habitat variability by early juvenile silver hake, *Merluccius bilinearis*. *Environmental Biology of Fishes* 50, 195–200.

Avnimelech, Y. 2006. Biofilters: the need for a comprehensive approach. *Aquacultural Engineering* 34: 172–178.

Azevedo, P.A., Podemski, C.L., Hesslein, R.H., Kasian, S.E.M., Findlay, D.L., Bureau, D.P. 2011. Estimation of waste outputs by a rainbow trout cage farm using a nutritional approach and monitoring of lake water quality. *Aquaculture* 311: 175–186.

Backus, R.H., Barnes, H. 1957. Television-echo sounder observations of midwater sound scatterers. *Deep-Sea Research* 4: 116–119.

Balaban, M.O., Chombeau, M., Cirban, D., Gümüs, B. 2010a. Prediction of the weight of Alaskan pollock using image analysis. *Journal of Food Science* 75: E552–E556.

Balaban, M.O., Soriano, M.G., Ruiz, E.G. 2010b. Using image analysis to predict the weight of Alaskan salmon of different species. *Journal of Food Science* 75: E157–E162.

Balchen, J.G. 1991. Possible roles of remotely operated underwater vehicles (ROV) and robotics in mariculture of the future. *Modeling, Identification and Control* 12(4): 207–217.

Balchen, J.G. 1996. Model based teleoperation of untethered underwater vehicles with manipulators, MOBATEL. *Modeling, Identification and Control* 17(1): 37–45.

Barak, Y., Cytryn, E., Gelfand, I., Krom, M., van Rijn, J. 2003. Phosphate removal in a marine prototype recirculating aquaculture system. *Aquaculture* 220: 313–326.

Barak, Y., van Rijn, J. 2000. Biological phosphate removal in a prototype recirculating aquaculture treatment system. *Aquacultural Engineering* 22: 121–136.

Barnes, H. 1952. Under-water television and marine biology. *Nature* 169: 477–479

Barnes, H. 1953. Underwater television and research in marine biology, bottom topography and geology. I. A description of the equipment and its use on board ship. *Deutsche Hydrographische Zeitschrift* 6: 123–133

Barnes, H. 1955. Underwater television and research in marine biology, bottom topography and geology. II. Experience with the equipment. *Deutsche Hydrographische Zeitschrift* 8: 213–236.

Bates, M.C., Tiersch, T.R. 1997. Low cost computer assisted image analysis for fisheries research. *Progressive Fish-Culturist* 59(3): 235–240.

Benz, G.W., Hoffmayer, E.R., Driggers, W.B., Allen, D., Bishop, L.E., Brown, D.A. 2007. First record of a sleeper shark in the western Gulf of Mexico and comments on taxonomic uncertainty within *Somniosus* (*Somniosus*). *Bulletin of Marine Science* 80, 343–351.

Boopathy, R., Bonvillain, C., Fontenot, Q., Kilgen, M. 2007. Biological treatment of low-salinity shrimp aquaculture wastewater using sequencing batch reactor. *International Biodeterioration and Biodegradation* 59: 16–19.

Boyd, C.E. 2003. Guidelines for aquaculture effluent management at the farm-level. *Aquaculture* 226, 101–112.

Brazil, B.L., Summerfelt, S.T. 2006. Aerobic treatment of gravity thickening tank supernatant. *Aquacultural Engineering* 34: 92–102.

- Brighton, H., Mellish, C. 2002. Advances in instance selection for instance-based learning algorithms. *Data Mining and Knowledge Discovery* 6(2): 153-172.
- Brugère, C., Ridler, N. 2004. Global aquaculture Outlook in the next decades: an analysis of national aquaculture production. Forecasts 2030. FAO Fisheries Circular 1001, 49 pp.
- Bryan, D.R., Kilfoyle, K., Gilmore, Jr. R.G., Spieler, R.E. 2013. Characterization of the mesophotic reef fish community in south Florida, USA. *Journal of Applied Ichthyology* 29, 108–117.
- Bui, E.N. 1991. Applications of image-analysis to soil micromorphology. *Agriculture Ecosystems and Environment* 34: 305-313.
- Bulcock, P., Bostock, J., Jauncey, K., Beveridge, M.C.M., Telfer, T. 2001. The evolution of aquaculture feed supply systems. *Eurofish* 2: 74–76.
- Bureau, D.P., Gunther, S.J., Cho, C.Y. 2003. Chemical composition and preliminary theoretical estimates of waste outputs of rainbow trout reared in commercial cage culture operations in Ontario. *North American Journal of Aquaculture* 65, 33–38.
- Burford, M.A., Lorenzen, K. 2004 Modeling nitrogen dynamics in intensive shrimp ponds: the role of sediment remineralization. *Aquaculture* 229: 129–145.
- Cadiou, J., Coudray, S., Leon, P., Perrier, M. 1998. Control architecture of a new deep scientific rov: Victor 6000. *OCEAN 1998 MTS/IEEE Conference*.
- Cadrin, S.X., Friedland, K.D., 1999. The utility of image processing techniques for morphometric analysis and stock identification. *Fisheries Research* 43(1-3): 129-139.
- Cady, F. 2017. *The Data Science Handbook*. John Wiley & Sons, Inc.
- Caharija, W., Pettersen, K. Y., Bibuli, M., Calado, P., Zereik, E., Braga, J. 2016. Integral line-of-sight guidance and control of underactuated marine vehicles: Theory, simulations, and experiments. *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 24(5): 1623–1642.
- Cai, L., Zhu, Y. 2015. The challenges of data quality and data quality assessment in the Big Data Era. *Data Science Journal* 14(2): 1-10.
- Caltran, H., Silan, P. 1996. Fill filaments of *Liza ramada*, a biotope for ectoparasites: surface area acquisition using image analysis and growth models. *Journal of Fish Biology* 49(6): 1267-1279.
- Cappo, M., Speare, P., De'ath, G. 2004. Comparison of baited remote underwater video stations (BRUVS) and prawn (shrimp) trawls for assessments of fish bio-diversity in inter-reefal areas of the Great Barrier Reef Marine Park. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology* 302: 123–152.

Carpenter, B.M., Shull, D.H. 2011. A comparison of two methods, paired diver surveys and remotely operated vehicle surveys, for determining rockfish abundance. En: Rockfish Technical Report, Task 5 (Whatcom County: NOAA).

Cha, B.J., Bae, B.S., Cho, S.K., Oh, J.K. 2012 A simple method to quantify fish behavior by forming time-lapse images. *Aquacultural Engineering* 51: 15–20.

Chabanet, P., Loiseau, N., Join, J.L., Ponton, D., 2012. VideoSolo, an autonomous video system for high-frequency monitoring of aquatic biota, applied to coral reef fishes in the Glorioso Islands (SWIO). *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology* 430-431: 10–16.

Chang, C.M., Fang, W., Jao, R.C., Shyu, C.Z., Liao, I.C. 2005. Development of an intelligent feeding controller for indoor intensive culturing of eel. *Aquacultural Engineering* 32: 343–353.

Chawla, N.V., Japkowicz, N., Kotcz, A. 2004. Editorial: special issue on learning from imbalanced data sets. *ACM Special Interest Group on Knowledge Discovery and Data Mining Explorations Newsletter* 6(1): 1-6.

Chen, S., Coffin, D.E., Malone, R.F., 1993. Production, characteristics, and modeling of aquacultural sludge from a recirculating aquacultural system using a granular media biofilter. In: Wang, J.-K. (Ed.), *Techniques for Modern Aquaculture*. ASAE, St. Joseph, Michigan, pp. 16–25.

Cho, C.Y., Bureau, D.P. 1998. Development of bioenergetic models and the Fish-PrFEQ software to estimate production, feeding ration and waste output in aquaculture. *Aquatic Living Resources* 11: 199–210.

Chris, R., Michael, C., Whuntting, H., Winsorh, W. 2009. A selfcontained system for observing and quantifying the behavior of Atlantic cod, *Gadus morhua*, in an offshore aquaculture cage. *Aquaculture* 293: 49–56.

Christ, R.D., Wernli, R.L. 2014. The ROV manual. A user guide for remotely operated vehicles, Oxford 679 pp.

Chui, C.K., Chen, G. 2017. *Kalman filtering*. Springer International Publishing.

Clarke, T.M., Whitmarsh, S.K., Fairweather, P.G. Huvaneers, C. 2019. Overlap in fish assemblages observed using pelagic and benthic baited remote underwater video stations. *Marine and Freshwater Research* 70(6): 870-880.

Coiras, E., Petillot, Y., Lane, D.M. 2007. Multiresolution 3-D reconstruction from side-scan sonar images. *IEEE Transactions on Image Processing* 16(2): 382-390.

Consoli, P., Esposito, V., Battaglia, P., Altobelli, C., Perzia, P., Romeo, T., Canese, S., Andaloro, F. 2016. Fish distribution and habitat complexity on banks of the Strait of Sicily (central Mediterranean Sea) from remotely-operated vehicle (ROV) exploration. PLoS ONE 11: e0167809.

Conti, S.G., Roux, P., Fauvel, C., Maurer, B.D., Demer, D.A. 2006. Acoustical monitoring of fish density, behavior, and growth rate in a tank. Aquaculture 251: 314–323.

Costa, C., Loy, A., Cataudella, S., Davis, D., Scardi, M. 2006. Extracting fish size using dual underwater cameras. Aquacultural Engineering 35: 218–227.

Costa, C., Scardi, M., Vitalini, V., Cataudella, S. 2009. A dual camera system for counting and sizing Northern Bluefin Tuna (*Thunnus thynnus*; Linnaeus, 1758) stock, during transfer to aquaculture cages, with a semi automatic Artificial Neural Network tool. Aquaculture 291: 161–167.

Covés, D., Beauchaud, M., Attia, J., Dutto, G., Bouchut, C., Bégout, M.L. 2006 Long-term monitoring of individual fish triggering activity on a self-feeding system: an example using European sea bass (*Dicentrarchus labrax*). Aquaculture 253: 385–392.

Cundy, M.E., Snatana-Farcon, J., Ferguson, A.M., Fairclough, D.V., Jennings, P., Harvey, E.S. 2017. Baited remote underwater stereo-video outperforms baited downward-facing single-video for assessment of fish diversity, abundance and size composition. Journal of Experimental Marine Biology and Ecology 497: 19-32.

Danaher, J.J., Rakocy, J.E., Shultz, R.C., Bailey, D.S., Pantanella, E. 2011. Dewatering and composting aquaculture waste as a growing medium in the nursery production of tomato plants. Acta Horticulturae 89: 223–230.

Dance, M.A., Patterson III, W.F., Addis, D.T. 2011. Fish community and trophic structure at artificial reef sites in the Northeastern Gulf of Mexico. Bulletin of Marine Science 87: 301–324.

Dand, I. 1986. An introduction to the hydrodynamic desing of ROV's. British Maritime Technology Report, October 1986.

Dean, J., Ghemawat, S. 2008. MapReduce: simplified data processing on large clusters. Communications of the ACM - 50th anniversary issue: 1958-2008, 51(1): 107-113.

Del Toro Peral, M., Gómez-Bravo, F., Vale, A. 2007. State Variables Estimation Using Particle Filter: Experimental Comparison with Kalman Filter. IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing.

Devine, B.M., Wheeland, L.J., Neves, B.M., Fisher, J.A.D. 2018. Baited remote underwater video estimates of benthic fish and invertebrate diversity within the easter Canadian Artic. Polar Biology 42: 1323-1341.

Dhar, V. 2013. Data science and prediction. Communications of the ACM 56(12): 64-73.

Drew, M. 1993. Comercial sector ROV system available for science. *Marine and Technology Society Journal* 26(4): 81.

Duarte, S., Reig, L., Oca, J. 2009. Measurement of sole activity by digital image analysis. *Aquacultural Engineering* 41: 22–27.

Duffy, G.A., Lundsten, L., Kuhnz, L.A., Paull, C.K. 2014. A comparison of megafaunal communities in five submarine canyons off Southern California, USA. *Deep Sea Research Part II* 104: 259–266.

Dunbrack, R.L., Zielinski, R. 2003. Seasonal and diurnal activity of six gill sharks (*Hexanchus griseus*) on a shallow water reef in the Strait of Georgia British Columbia. *Canadian Journal of Zoology* 81: 1107–1111.

Dunlop, K.M., Ruxton, G.D., Bailey, D.M. 2015. Absolute abundance estimates from shallow water baited underwater camera surveys; a stochastic modeling approach tested against field data. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology* 472: 126–134.

Ebeling, J.M., Welsh, C.F., Rishel, K.L. 2006. Performance evaluation of the Hydrotech belt filter using coagulation/flocculation aids (alum/polymers) for the removal of suspended solids and phosphorus from intensive recirculating aquaculture microscreen backwash effluent. *Aquacultural Engineering* 35: 61–77.

Eiben, A.E., Smith, J.E. 2003. *Introduction to Evolutionary Computing*. Springer.

FAO, 1995. Código de conducta para la pesca responsable. Organización de la Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación, Roma 46 pp.

FAO, 2018. The state of world fisheries and aquaculture. Organización de la Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación, Roma 210 pp.

Farrell, J.A. 2008. *Aided Navigation: GPS with High Rate Sensors*. The McGraw-Hill Companies, USA.

Fedra, K., Machan, R. 1979. A self-contained underwater time-lapse camera for in situ long-term observations. *Marine Biology* 55: 239–246.

Fernández, A., López, V., del Jesús, M.J., Herrera, F. 2015. Revisiting Evolutionary Fuzzy Systems: Taxonomy, Applications, New Trends and Challenges. *Knowlegde Based Systems* 80: 109–121.

Fernández, A., Río, S., López, V., Bawakid, A., del Jesús, M.J., Benítez, J.M., Herrera, F. 2014. Big Data with Cloud Computing: An insight on the computing environment, MapReduce and programming frameworks. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery* 4(5): 380-409.

Ferreira, F., Machado, D., Ferri, G., Dugelay, S., Potter, J. 2016. Underwater optical and acoustic imaging: A time for fusion? a brief overview of the state-of-the-art. OCEANS 2016 MTS/IEEE Monterey: 1–6.

Føre, M., Alfredsen, J.A., Grønningsater, A. 2011. Development of two telemetry-based systems for monitoring the feeding behaviour of Atlantic salmon (*Salmo salar* L.) in aquaculture sea-cages. Computers and Electronics in Agriculture 76: 240–251.

Føre, M., Alver, M., Alfredsen, J.A., Marafioti, G., Senneset, G., Birkevold, J., Willumsen, F.V., Lange, G., Espmark, A., Terjesen, B.F. 2016 Modelling growth performance and feeding behaviour of Atlantic salmon (*Salmo salar* L.) in commercial-size aquaculture net pens: model details and validation through full-scale experiments. Aquaculture 464: 268– 278.

Fossen, T.I. 2011. Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control. John Wiley and Sons Ltd, 567 pp.

Foster, M., Petrell, R., Ito, M.R., Ward, R. 1995. Detection and counting of uneaten food pellets in a sea cage using image analysis. Aquacultural Engineering 14: 251–269.

Freitas, A. 2002. Data Mining and Knowledge Discovery with Evolutionary Algorithms. Springer.

Frost, A.R., McMaster, A.P., Saunders, K.G. Lee, S.R. 1996. The development of a remotely operated vehicle (ROV) for aquaculture. Aquacultural Engineering 15(6): 461-483.

García, S., Ramírez-Gallego, S., Luengo, J., Benítez, J.M., Herrera, F. 2016. Big Data preprocessing: methods and prospects. Big Data Analytics 1: 9.

Gelfand, I., Barak, Y., Even-Chen, Z., Cytryn, E., Krom, M., Neori, A., van Rijn, J. 2003. A novel zero-discharge intensive seawater recirculating system for culture of marine fish. Journal of the World Aquaculture Society 34: 344–358.

Goheen, K.R., Jefferys, E.R. 1990. System identification of remotely operated vehicle dynamics. Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering 112: 230-236.

Goncalves, A.A., Gagnon, G.A. 2011. Ozone application in recirculating aquaculture systems: an overview. Ozone Science and Engineering 33: 345–367.

Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. 2016. Deep Learning. MIT Press.

Gümüs, B., Balaban, M.O. 2010. Prediction of the weight of aquacultured rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss*) by image analysis. Journal of Aquatic Food Product Technology 19: 227–237.

Gutiérrez-Estrada, J.C., de Pedro-Sanz, E., López-Luque, R., Pulido-Calvo, I. 2004. Comparison between traditional methods and artificial neural networks for ammonia concentration forecasting in an eel (*Anguilla anguilla* L.) intensive rearing system. *Aquacultural Engineering* 31: 183-203.

Gutiérrez-Estrada, J.C., Pulido-Calvo, I. 2007. Water temperature regimen analysis of intensive fishfarms associated with cooling effluents from power plants. *Biosystems Enginering* 96(4): 581-591.

Gutiérrez-Estrada, J.C., Pulido-Calvo, I., De la Rosa, I., Marchini, B. 2012. Modeling inflow rates for the water exchange management in semi-intensive aquaculture ponds. *Aquacultural Engineering* 48: 19-30.

Haggarty, D.R., Shurin, J.B., Yamanaka, K.L. 2016. Assessing population recovery inside british columbia's rockfish conservation areas with a remotely operated vehicle. *Fisheries Reseach* 183: 165–179.

Harter, S.L., Ribera, M.M., Shepard, A.N., Reed, J.K. 2009. Assessment of fish populations and habitat on Oculina bank, a deep-sea coral marine protected area off eastern Florida. *Fishery Bulletin* 107, 195–206.

He, H., García, E.A. 2009. Learning from imbalanced data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 21(9): 1263-1284.

Hemery, L.G., Henkel, S.K. 2016. Patterns of benthic mega-invertebrate habitat associations in the Pacific Northwest continental shelf waters. *Biodiversity Conservation* 25(9): 1761-1772.

Henry, L.A., Stehmann, M.F., De Clippele, L., Findlay, H.S., Golding, N., Roberts, J.M. 2016. Seamount egg-laying grounds of the deep-water skate *Bathyraja richardsoni*. *Journal of Fish Biology* 89: 1473–1481.

Herrera, F. 2008. Genetic fuzzy systems: taxonomy, current research trends and prospects. *Evolutionary Intelligence* 1(1): 27–46.

Herrera, F. 2014. Big data: Procesando los datos en la sociedad digital. *Revista de Física* 14: 40-44.

Holt, D. 1967. Opportunities for research utilizing underwater TV and acoustic systems. *BioScience* 17: 635–636.

Hueske, F., Kalavri, V. 2017. Stream Processing with Apache Flink. O'Reilly Media, Inc.

Huvenne, V.A.I., Robert, K., Marsh, L., Iacono, C.L., Bas, T.L., Wynn, R.B. 2018. ROVs and AUVs. En: *Submarine geomorphology*, Springer International Publishing, 93-108.

Isaacs, J.D., Schwarzlose, R.A. 1975. Active animals of the deep-sea floor. *Scientific American* 233(4): 84-91.

Jabado, R.W., Al Hameli, S.M., Grandourt, E.M., Al Dhaheri, S.S. 2018: Low abundance of sharks and rays in baited remote underwater video surveys in the Arabian Gulf. *Scientific Reports* 8: 15597.

Jain, A., Zongker, D. 1997. Feature selection: Evaluation, application, and small sample performance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 19(2): 153-158.

Jan, R.Q., Shao, Y.T., Lin, F.P., Fan, T.Y., Tu, Y.Y., Tsai, H.S., Shao, K.T. 2007. An underwater camera system for real-time coral reef fish monitoring. *Raffles Bulletin of Zoology* 14: 273-279.

Johnsen, G., Ludvigsen, M., Sørensen, A., Aas, L. 2016. The use of underwater hyperspectral imaging deployed on remotely operated vehicles: Methods and applications, *IFAC-PapersOnLine* 49(23): 476-481.

Johnson, S.W., Murphy, M.L., Csepp, D.J. 2003. Distribution, habitat, and behavior of rockfishes, *Sebastes* spp., in nearshore waters of southeastern Alaska: observations from a remotely operated vehicle. *Environmental Biology of Fishes* 66, 259-270.

Kamstra, A., Jwvander, H., Nijhof, M. 1998. Performance and optimization of trickling filters on eel farms. *Aquacultural Engineering* 17: 175-192.

Karabchevsky, S., Kahana, D., Ben-Harush, O., Guterman, H. 2011. FPGA-based adaptive speckle suppression filter for underwater imaging sonar. *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 36(4): 646-657.

Karau, H., Konwinski, A., Wendell, P., Zaharia, M. 2015. *Learning Spark: Lightning-Fast Big Data Analytics*. O'Reilly Media, Inc., 1005 Gravenstein Highway North, Sebastopol, CA 95472 (USA).

Karpov, K., Lauermann, A., Cailliet, G., Prall, M. 2004. Comparing Fisherman-Directed Hook and Trap Sampling of Groundfish to ROV-Based Assessment: Phase I – Methods Development in Collaboration Between Fisherman, FDFG, and University Scientists. San Jose, CA: California Department of Fish and Game and Moss Landing Marine Laboratories.

Karpov, K.A., Bergen, M., Geibel, J.J. 2012. Monitoring fish in California Channel Islands marine protected areas with a remotely operated vehicle: the first five years. *Marine Ecology Progress Series* 453: 159-172.

King, A.J., Geroge, A., Buckle, D.J., Novak, P.A., Fulton, C.J. 2017. Efficacy of remote underwater video cameras for monitoring tropical wetland fishes. *Hydrobiologia* 807(1): 145-164.

Kira, K., Rendell, L.A. 1992. A practical approach to feature selection. *Machine Learning Proceedings*: 249-256.

Klas, S., Mozes, N., Lahav, O. 2006. Development of a single-sludge denitrification method for nitrate removal from RAS effluents: lab-scale results vs. model prediction. *Aquaculture* 259: 342–353.

Klepaker, R.A., Vestgard, K., Hallset, J.O., Balchen, J.G. 1987. The application of a free-swimming ROV in aquaculture. *Modeling, Identification and Control* 8(1): 19-26.

Kolarevic, J., Aas-Hansen, Ø., Espmark, A., Baeverfjord, G., Terjesen, B.F., Damsgard, B. 2016. The use of acoustic acceleration transmitter tags for monitoring of Atlantic salmon swimming activity in recirculating aquaculture systems (RAS). *Aquacultural Engineering* 72–73: 30–39.

Kyo, M., Hiyazaki, E., Tsukioka, S., Ochi, H., Amitani, Y., Tsuchiya, T., Aoki, T., Takagawa, S. 1995. The sea trial of ‘kaiko’, the full ocean depth research rov. *OCEAN 1995 MTS/IEEE Conference*.

Lagardère, J.P., Mallekh, R., Mariani, A. 2004. Acoustic characteristics of two feeding modes used by brown trout (*Salmo trutta*), rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss*) and turbot (*Scophthalmus maximus*). *Aquaculture* 240: 607–616.

Lauermann, A. 2014. South coast MPA study region ROV deployment 1. January 2014 Interim Report, 31 pp.

Ledley, R.S. 1965. Use of computers in biology and medicine. McGraw-Hill, New York.

LeFeuvre, P., Rose, G.A., Gosine, R. Hale, R., Pearson, W., Khan, R. 2000. Acoustic species identification in the Northwest Atlantic using digital image processing. *Fisheries Research* 47 (2-3): 137-147.

Lewis, D.J., Lipscombe, J.M. Tomasson, P.G. 1984. The simulation of remotely operated underwater vehicles. En: *Proceedings, ROV'84*, The Marine Technology Society, San diego, California: 245-252.

Li, K.C., Jiang, H., Yang, L.T., Cuzzocrea, A. 2015. *Big Data: Algorithms, Analytics, and Applications*, Chapman & Hall/CRC.

Liu, H., Hussain, F., Tan, C.L., Dash, M. 2002. Discretization: an enabling technique. *Data Mining and Knowledge Discovery* 6(4): 393-423.

Liu, Z., Li, X., Fan, L., Lu, H., Liu, L., Liu, Y. 2014. Measuring feeding activity of fish in RAS using computer vision. *Aquacultural Engineering* 60: 20–27.

Loo, J.L. 2013. The use of vision in a sustainable aquaculture feeding system. *Research Journal of Applied Sciences Engineering and Technology* 6: 3658–3669.

López, S., Márquez, A.A., Márquez, F.A., Peregrín, A. 2019. Evolutionary design of linguistic fuzzy regression systems with adaptive defuzzification in Big Data environments. *Cognitive Computation* 11(3): 388-399.

MacArthur, G. 1988. Evaluation and development of a dynamic robot tracking device. M.Sc. Thesis, Granfield University.

Mailavaram, A., Rani, B.P. 2019. Big Data: Scalability Storage. Innovations in Computer Science and Engineering: 473-481.

Mallet, D., Pelletier, D. 2014. Underwater video techniques for observing coastal marine biodiversity: a review of sixty years of publication (1952-2012). *Fisheries Research* 154: 44-62.

Mamdani, E.H. 1977. Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic systems. *IEEE Trans. on Computers* 26(12): 1182–1191.

Márquez, A.A., Márquez, F.A., Peregrín, A. 2012. An efficient multi-objective evolutionary adaptive conjunction for high dimensional problems in linguistic fuzzy modelling. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, Brisbane, QLD: 1-8.

Márquez, A.A., Márquez, F.A., Peregrín, A. 2017. A scalable evolutionary linguistic fuzzy system with adaptive defuzzification in big data. *Proc. of FUZZ-IEEE'17 IEEE Int. Conf. on Fuzzy System*, Napoles (Italia): 1-6.

Márquez, A.A., Márquez, F.A., Roldán, A., Peregrín, A. 2013. An efficient adaptive fuzzy inference system for complex and high dimensional regression problems in linguistic fuzzy modelling. *Knowledge-Based Systems* 54: 42–52.

Márquez, F.A., Peregrín, A., Herrera, F. 2007. Cooperative evolutionary learning of linguistic fuzzy rules and parametric aggregation connectors for Mamdani fuzzy system. *IEEE Trans. on Fuzzy Systems* 15(6): 1168–1178.

Martins, C.I.M., Eding, E.H., Verdegem, M.C.J., Heinsbroek, L.T.N., Schneider, O., Blancheton, J., Roque d'Orbcastel, E., Verreth, J.A.J. 2010. New developments in recirculating aquaculture systems in Europe: a perspective on environmental sustainability. *Aquacultural Engineering* 43: 83–93.

McLean, D.L., Partridge, J.C., Bond, T., Birt, M.J., Bornt, K.R., Langlois, T.J. 2017. Using industry ROV videos to assess fish associations with subsea pipelines. *Continental Shelf Research* 141: 76–97.

McLeod, D., Jacobson, J., Hardy, M., Embry, C. 2013. Autonomous inspection using an underwater 3D LiDAR. *OCEANS-San Diego IEEE*: 1-8.

Mirizzi, N., Negahdaripour, S., Guaragnella, C. 2018. Underwater forward-scan sonar video coding by background modeling and synthesis for real-time transmission. *OCEANS 2018 MTS/IEEE Charleston*.

Moreno, C.A, Molinet, C., Díaz, M., Díaz, P.A., Cáceres, M.A., Añazco, B., Guzmán, M., Niklitschek, E.J. 2018. Coupling biophysical processes that sustain a deep subpopulation of *Loxechinus albus* and its associated epibenthic community over a bathymetric feature. *Estuarine, Coastal and Shelf Science* 212: 23-33.

Moser, M.L., Auster, P.J., Bichy, J.B. 1998. Effects of mat morphology on large Sargassum-associated fishes: observations from a remotely operated vehicle (ROV) and free-floating video camcorders. *Environmental Biology of Fishes* 51, 391–398.

Moullick, S., Peter,N., Mal, B.C. 2011. Development of a spreadsheet model for evaluation of nitrogen dynamics in intensive shrimp culture pond. *CSVTU Research Journal* 04 (01): 1–5.

Myers, E.M.v., Harvey, E.S., Saunders, B.J., Travers, M.J. 2015. Fine-scale patterns in the day, night and crepuscular composition of a temperate reef fish assemblage. *Marine Ecology* 37: 688-678.

Nomoto, M., Hattori, M. 1986. A deep row dolphin 3k: desing and performance analisys. *Oceanic Engineering, IEEE Journal* 11(3): 373-391.

Oborne, H.D., Eadie, H.S., Funnel, C., Kuo, C., Linfoot, B.T. 1990. Engineering for offshore fishfarming. *Procedding of the Conference organized by the Institute of Civil Engineering, Glasgow* (Thomas Telford, London).

Osen, O.L., Leinan, P.M., Blom, M., Bakken, C., Heggen, M., Zhang, H. 2018. A novel sea fram inspection platform for Norwegian aquaculture application. *OCEAN 2018 MTS/IEEE Conference, Charleston*.

Osen, O.L., Sandvik, R.I., Trygstad, J.B., Rogne, V., Zhang, H. 2017. A novel low cost ROV for aquaculture application. *OCEANS 2017 Conference, Anchorage*: 18-21.

Ouyang, B., Dalglish, F., Negahdaripour, S., Vuorenkoski, A. 2012. Experimental study of underwater stereo via pattern projection. *OCEANS 2012 MTS/IEEE*: 1–7.

Oya, Y., Kawasue, K. 2008. Three dimenstional measurement of fish movement using stereo vision. *Artificial Life and Robotics* 13(1): 69-72.

Pacunski, R.E., Paulsson, W.A., Greene, H.G., Gunderson, D. 2008. Conducting visual surveys with a small ROV in shallow water. *En:Marine Habitat Mapping Technology for Alaska*, eds J.R. Reynolds and H. G. Greene (Fairbanks, AK), 109–128.

Papadakis, V.M., Papadakis, I.E., Lamprianidou, F., Glaropoulos, A., Kentouri, M. 2012. A computer-vision system and methodology for the analysis of fish behavior. *Aquacultural Engineering* 46: 53–59.

Papandroulakis, N., Dimitris, P., Pascal, D. 2002. An automated feeding system for intensive hatcheries. *Aquacultural Engineering* 26: 13–26.

Parsonage, K.D., Petrell, R.J. 2003. Accuracy of a machine-vision pellet detection system. *Aquacultural Engineering* 29: 109–123.

- Paull, L., Saeedi, S., Seto, M., Li, H. 2014. AUV navigation and localization: A review. *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 39(1): 131–149.
- Pelletier, D., Leleu, K., Mallet, D., Mou-Tham, G., Hervé, G., Boureau, M., Guilpart, N. 2012. Remote high-definition rotating video enables fast spatial survey of marine underwater macrofauna and habitats. *PLoS ONE* 7: e30536.
- Peralta, D., Río, S., Ramírez-Gallego, S., Triguero, I., Benitez, J.M., Herrera, F. 2015. Evolutionary feature selection for Big Data classification: A MapReduce approach. *Mathematical Problems in Engineering*, ID 246139.
- Petillot, Y., Antonelli, G., Casalino, G., Ferreira, F. 2019. Underwater robots: from remotely operated vehicles to intervention autonomous underwater vehicles. *IEEE Robotics and Automation Magazine* 26(2): 94-101.
- Petrell, R.J., Ang, K.P. 2001. Effects of pellet contrast and light intensity on salmonid feeding behaviours. *Aquacultural Engineering* 25: 175–186.
- Petres, C., Pailhas, Y., Evans, J., Petillot, Y., Lane, D. 2005. Underwater path planning using fast marching algorithms. *Oceans European Conference* 2: 814–819.
- Pinkiewicz, T.H., Purser, G.J., Williams, R.N. 2011. A computer vision system to analyse the swimming behaviour of farmed fish in commercial aquaculture facilities: a case study using cage-held Atlantic salmon. *Aquacultural Engineering* 45: 20-27.
- Pita, P., Fernández-Márquez, D., Freire, J. 2014. Short-term performance of three underwater sampling techniques for assessing differences in the absolute abundances and in the inventories of the coastal fish communities of the Northeast Atlantic Ocean. *Marine and Freshwater Research* 65: 105–113.
- Polonschii, C., Bratu, D., Gheorghiu, E. 2013. Appraisal of fish behaviour based on time series of fish positions issued by a 3D array of ultrasound transducers. *Aquacultural Engineering* 55: 37–45.
- Pradella, N., Fowler, A.M., Booth, D.J., Macreadie, P.I. 2014. Fish assemblages associated with oil industry structures on the continental shelf of north-western Australia. *Journal of Fish Biology* 84: 247–255.
- Pulido-Calvo, I., Gutiérrez-Estrada, J.C., Corbacho, J.M. 2008. Pipes size selection of water distribution systems of fishfarms. *Aquacultural Engineering* 39: 43-52.
- Pulido-Calvo, I., Gutiérrez-Estrada, J.C. 2011. Selection and operation of pumping stations of water distribution systems. *Environmental Research Journal* 5(1): 49-72.
- Pulido-Calvo, I., Gutiérrez-Estrada, J.C., Asensio-Fernández, R. 2006. Optimal design of pumping stations of inland intensive fishfarms. *Aquacultural Engineering* 35: 283-291.

Pulido-Calvo, I., Gutiérrez-Estrada, J.C., Díaz-Rubio, E., De la Rosa, I. 2014. Assisted management of water exchange in traditional semi-intensive aquaculture ponds. Computers and Electronics in Agriculture 101: 128-134.

Quattrini, A.M., Demopoulos, A.W.J., Singer, R., Roa-Varon, A., Chaytor, J.D. 2017. Demersal fish assemblages on seamounts and other rugged features in the northeastern Caribbean. Deep Sea Research Part I 123: 90–104.

Ramírez-Gallego, S., García, S., Mouriño-Talín, H., Martínez-Rego, D., Bolón-Canedo, V., Alonso-Betanzos, A., Benítez, J.M., Herrera, F. 2016. Data discretization: taxonomy and Big Data challenge. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery 6(1): 5-21.

Rao, T.R., Mitra, P., Bhatt, R., Goswami, A. 2019. The big data systems, components, tools, and technologies: a survey. Knowledge and Information Systems 60(3): 1165-1245.

Reid, D.G., Simmonds, E.J. 1993. Image analysis techniques for the study of fish school structure from acoustic survey data. Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences 50(5): 886-893.

Ridao, P., Carreras, M., Hernandez, E., Palomeras, N. 2007. Underwater telerobotics for collaborative research. En: Advances in telerobotics, Springer 501 pp.

Rose, C.S., Stoner, A.W., Matteson, K. 2005. Use of high-frequency imaging sonar to observe fish behaviour near baited fishing gears. Fisheries Research 76: 291–304.

Rose, G.A. 1992. A review of problems and new directions in the application of fisheries acoustic on the Canadian East-coast. Fisheries Research 14 (2-3): 105-128.

Rubio, V.C., Vivas, M., Sánchez-Mut, A., Sánchez-Vázquez, F.J., Covés, D., Dutto, G., Madrid, J.A. 2004. Self-feeding of European sea bass (*Dicentrarchus labrax*, L.) under laboratory and farming conditions using a string sensor. Aquaculture 233: 393–403.

Ruff, B.P., Frost, A.R., Marchant, J.A. 1995. Fish sizing and monitoring using a stereo image analysis system applied to fish farming. Aquacultural Engineering 14: 155-173.

Sadoul, B., Evouna-Mengues, P., Friggens, N.C., Prunet, P., Colson, V. 2014. A new method for measuring group behaviours of fish shoals from recorded videos taken in near aquaculture conditions. Aquaculture 430: 179–187.

Schneider, S., Taylor, G.W. Linquist, S., Kremer, S.C. 2019. Past, present and future approaches using computer vision for animal re-identification from camera trap data. Methods in Ecology and Evolution 10(4): 461-470.

Serpa, D., Ferreira, P.P., Ferreira, H., da Fonseca, L.C., Dinis, M.T., Duarte, P. 2013. Modelling the growth of white seabream (*Diplodus sargus*) and gilthead seabream (*Sparus aurata*) in semi-intensive earth production ponds using the Dynamic Energy Budget approach. Journal of Sea Research 76: 135–145.

Sherman, C.S., Chin, A., Heupel, M.R., Simpfendorfer, C.A. 2018. Are we underestimating elasmobranch abundances on baited remote underwater video systems (BRUVS) using traditional metrics? *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology* 503: 80-85.

Smith, D.V., Tabrett, S. 2013. The use of passive acoustics to measure feed consumption by *Penaeus monodon* (giant tiger prawn) in cultured systems. *Aquacultural Engineering* 57: 38–47.

Söfftker, M., Sloman, K.A., Hall-Spencer, J.M. 2011. In situ observations of fish associated with coral reefs off Ireland. *Deep Sea Research Part I* 58: 818–825.

Soto-Zarazúa, G.M., Rico-García, E., Ocampo, R., Guevara-González, R.G., Herrera-Ruiz, G. 2010. Fuzzy-logic-based feeder system for intensive tilapia production (*Oreochromis niloticus*). *Aquaculture International* 18: 379–391.

Stokesbury, K.D.E., Harris, B., Marino, P., Nogueira, M.C.J.I. 2004. Estimation of sea scallop abundance using a video survey in off-shore US waters. *Journal of Shellfish Research* 23: 33–40.

Suryanaraya, I., Braibanti, A., Rao, R.S., Ramam, V.A., Sudarsan, D., Rao, G.N. 2008. Neural netwroks in fisheries reserach. *Fisheries Research* 92(2-3): 115-139.

Suzuki, Y., Maruyama, T., Numata, H., Sato, H., Asakawa, M. 2003. Performance of a closed recirculating system with foam separation, nitrification and denitrification units for intensive culture of eel: towards zero emission. *Aquacultural Engineering* 29: 165–182.

Tang, S., Brauner, C.J., Farrell, A.P. 2009b. Using bulk oxygen uptake to assess the welfare of adult Atlantic Salmon, *Salmo salar* during commercial live-haultransport. *Aquaculture* 29: 318–323.

Tang, S., Thorarensen, H., Brauner, C.J., Wood, C.M., Farrell, A.P. 2009a. Modelling the accumaulation of CO<sub>2</sub> during high density, recirculating transport of adult Atlantic salmon, *Salmo salar*, from observations aboard a sea-goingcommercial live-haul vessel. *Aquaculture* 296: 102–109.

Tanner, J.E., Williams, K. 2015. The influence of finfish aquaculture on benthic fish and crustacean assemblages in Fitzgerald Bay, South Australia. *PeerJ* 3:e1238.

Thrun, S., Burgard, W., Fox, D. 2005. *Probabilistic robotics*. MIT press.

Ting-Wan, W., Jian-Hua, H. 2008. Application of digital image processing methods for fish age estimation. *Applications of Digital Image Processing* XXXI 7073: 70732F.

Torisawa, S., Kadota, M. 2011. A digital stereo-video camera system for three-dimensional monitoring of free-swimming Pacific bluefin tuna, *Thunnus orientalis*, cultured in a net cage. *Aquatic Living Resources* 24: 107–112.

Triguero, I., Río, S., López, V., Bacardit, J., Benítez, J.M., Herrera, F. 2015. ROSEFW-RF: The winner algorithm for the ECBDL'14 Big Data competition: An extremely imbalanced Big Data bioinformatics problem. *Knowledge-Based Systems* 87: 69-79.

Tyne, J.A., Loneragan, N.R., Krützen, M., Allen, S.J., Bejder, L. 2010. An integrated data management and video system for sampling aquatic benthos. *Marine and Freshwater Research* 61: 1023–1028.

Unsworth, R.K.F., Peters, J.R., McCloskey, R.M., Hinder, S.L. 2014. Optimising stereo baited underwater video for sampling fish and invertebrate in temperate coastal habitats. *Estuarine, Coastal and Shelf Science* 150 (B): 281-287.

Van Dam, A.A., Pauly, D. 1995. Simulation of the effects of oxygen on fish feeding and growth of Nile tilapia (*Oreochromis niloticus*). *Aquaculture Research* 26: 427–440.

Van Rijn, J. 2013. Waste treatment in recirculating aquaculture systems. *Aquacultural Engineering* 53: 49-56.

Van Rijn, J., Fonarev, N., Berkowitz, B. 1995. Anaerobic treatment of fish culture effluents: digestion of fish feed and release of volatile fatty acids. *Aquaculture* 133: 9–20.

Velázquez, M., Martínez, F.J. 2005. Design and testing of a faecescollecting device for fish digestibility studies using demand or automatic feeding. *Aquacultural Engineering* 33: 126–134.

Watson, D.L., Harvey, E.S., Anderson, M.J., Kendrick, G.A., 2005. A comparison of temperate reef fish assemblages recorded by three underwater stereo video techniques. *Marine Biology* 148: 415–425.

Watt, K.E.F. 1966. Ecology in the future. En: *Systems analysis in ecology*, Academic Press INC., 274 pp.

White, J., Simpfendorfer, C.A., Tobin, A.J., Heupel, M.R. 2013. Application of baited remote underwater video surveys to quantify spatial distribution of elasmobranchs at an ecosystems scale. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology* 448: 281-288.

Whitmarsh, S.K., Fairweather, P.G., Huvaneers, C. 2016. What is big BRUVver up to? Methods and uses of baited underwater video. *Review in Fish Biology and Fisheries* 27(1): 53-73.

Whorff, J.S., Griffing, L. 1992. A video recording and analysis system used to sample intertidal communities. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology* 160 (1): 1-12.

Williams, D.P., Dugelay, S. 2016. Multi-view SAS image classification using deep learning. *OCEANS 2016 MTS/IEEE Monterey*: 1-9.

Williams, S.B., Dissanayake, G., Durrant-Whyte, H.F. 2001. Towards terrain-aided navigation for underwater robotics. *Advanced Robot* 15: 533-549

Willis, T.J., Babcock, R.C. 2000. A baited underwater video system for the determination of relative density of carnivorous reef fish. *Marine Freshwater Research* 51: 755-763.

Wu, T.H., Huang, Y.I., Chen, J.M. 2015. Development of an adaptive neural-based fuzzy inference system for feeding decision-making assessment in silver perch (*Bidyanus bidyanus*) culture. *Aquacultural Engineering* 66: 41-51.

Xu, J., Liu, Y., Cui, S., Miao, X. 2006. Behavioral responses of tilapia (*Oreochromis niloticus*) to acute fluctuations in dissolved oxygen levels as monitored by computer vision. *Aquacultural Engineering* 35: 207-217.

Yoerger, D., Newman, J., Slotine, J. 1986. Supervisory control system for the Jason rov. *Oceanic Engineering, IEEE Journal* 11(3): 393-400.

Zarco-Perello, S., Enríquez, S. 2019. Remote underwater video reveals higher fish diversity and abundance in seagrass meadows, and habitat differences in trophic interactions. *Scientific Reports* 9: 6596.



# Interreg

## España - Portugal

Fondo Europeo de Desarrollo Regional  
Fundo Europeu de Desenvolvimento Regional



UNIÓN EUROPEA  
UNIÃO EUROPEIA