Modelo de Predicción de Derrames Petroleros Marinos utilizando Inteligencia Artificial Geoespacial

Marine Oil Spill Prediction Model using Geospatial Artificial Intelligence

Alexander Inga Alva

<https://orcid.org/0000-0001-6302-0234>

alexander.inga@unmsm.edu.pe

Universidad Nacional Mayor de San Marcos,
Facultad de Ingeniería de Sistemas. Lima. Perú

RECIBIDO: 28/10/2022 - ACEPTADO: 23/11/2022 - PUBLICADO: 30/12/2022

RESUMEN

El presente trabajo está basado en una revisión de publicaciones científicas obtenidas de Bases de Datos Especializadas, tales como: IEEE, ACM, Scopus y Cielo, relacionadas al tema de Inteligencia Artificial Geoespacial y Derrames de Petróleo Marino. El período de revisión se ubica entre los años 2017 y 2022. La investigación fue realizada a través de un estudio bibliométrico, fundamentada en el análisis cualitativo y lograda mediante una revisión sistemática de literatura de las interacciones entre los dos términos principales: Inteligencia Artificial Geoespacial y Derrames de Petróleo Marino. Como conclusión se llegó a identificar las líneas futuras de investigación, así como las revistas de investigación más influyentes.

Palabras clave: Inteligencia Artificial Geoespacial, Derrames de Petróleo Marino, Sistema de Información Geográfica.

ABSTRACT

This work is based on a review of scientific publications obtained from specialized databases, such as: IEEE, ACM, Scopus and Cielo, related to the topic of Geospatial Artificial Intelligence and Marine Oil Spills. The review period is located between the years 2017 and 2022. The research was carried out through a bibliometric study, based on qualitative analysis and achieved through a systematic literature review of the interactions between the two main terms: Geospatial Artificial Intelligence and Geospatial Artificial Intelligence. Marine Oil Spills. As a conclusion, future lines of research were identified, as well as the most influential research journals.

Keywords: Geospatial Artificial Intelligence, Marine Oil Spills, Geographic Information System.

INTRODUCCIÓN

En la actualidad la Inteligencia Artificial (IA) ha encontrado una nueva frontera en la investigación y desarrollo geoespacial. El poder computacional basadas en GPU y en el uso de la nube y las plataformas informáticas han sido los pilares para su actual desarrollo. Ante este nuevo panorama la Geomática que es la unión de la Geografía y la Informática y, que reúne a las siguientes disciplinas: Topografía, Cartografía, Teledetección, Fotogrametría y Sistemas de Información Geográfica (SIG), han evolucionado en su manera de analizar el entorno geográfico y en descubrir nuevas maneras de tratar los geodatos (Janowicz, 2020), hacia lo que hoy conocemos como Inteligencia Artificial Geoespacial.

MÉTODOS

La presente investigación tiene como objetivo realizar una revisión de la literatura de nueve trabajos relacionados tanto a los Derrames de Petróleo Marino como a las alternativas de solución brindadas por la Inteligencia Artificial Geoespacial. Para ello se revisaron las bases de datos IEEE, ACM, SCOPUS y ELSEVIER, donde se consultaron las siguientes revistas: IEEE Access, ACM Computing Survey, ACM SIGSPATIAL, Remote Sensing, International Journal of Geographical Information Science, Journal of Applied Remote Sensing, PFG – Journal of Photogrammetry Remote Sensing and Geoinformation Science, Remote Sensing of Environment, Sensors, Pollution y Springer.

DESARROLLO

A continuación, haremos una revisión de la literatura de los trabajos anteriormente mencionados en orden cronológico. Cada investigación se ha dividido, para una mayor comprensión, en tres partes: Marco Teórico, Metodología y Pasos Siguietes.

1. A Review of Oil Spill Remote Sensing

Se examinan los aspectos técnicos de la teledetección de derrames de petróleo y los usos prácticos e inconvenientes de cada tecnología se dan con un enfoque en su propio desarrollo.

Marco Teórico

Técnicas Ópticas: El petróleo muestra solo propiedades ópticas menores en la región desde el ultravioleta hasta el infrarrojo cercano. Estas son la reflectancia diferencial y la absorbancia entre el aceite y el agua en la región espectral dada.

Espectro Visible: Dentro del espectro electromagnético este varía entre 400 a 700 nm. En general, el petróleo muestra una reflectancia moderadamente mayor que el agua, pero no muestra una tendencia de absorción o reflexión específica.

Espectro Infrarrojo: El petróleo de espesor superior a unos 10 micrómetros, absorbe la luz en la región visible y vuelve a irradiar una parte de esto en el espectro infrarrojo, principalmente en las longitudes de onda de 8 m a 14 m.

Fluoro Sensores Láser: Utilizan el fenómeno en que los compuestos aromáticos del petróleo interactúan con los rayos ultravioleta luz, absorben la energía de la luz y liberan la energía adicional como luz visible.

Radar: Es esencial para la teledetección de derrames de petróleo, ya que el radar es el único capaz de operar de noche y con nubes o niebla. Hay dos configuraciones de radar: El Radar de Apertura Sintética (SAR) y el Radar Aerotransportado de Barrido Lateral (SLAR). El SLAR es más barato y utiliza una antena horizontal para producir imágenes a lo largo de la trayectoria de vuelo. Este utiliza el movimiento de avance de la aeronave para obtener una resolución espacial.

Métodos

Se revisan las distintas tecnologías existentes, entre sensores pasivos y activos (Fingas. y Brown, 2018). A continuación, se describe la detección y mapeo usando los dos sensores:

Sensores Pasivos: Técnicas Ópticas, Espectro Visible, Espectro Infrarrojo (IR), Espectro Infrarrojo cercano (NIR), Ultravioleta (UV), Satélites Operando en la Región Óptica y Sensores de Microondas Pasivos

Sensores Activos: Fluoro Sensores Láser, Sistemas de Radar Satelital, Ultrasonidos y Análisis Químico.

Se encontró que el radar satelital ahora domina la vigilancia en alta mar y que hay pocas mejoras tecnológicas para los derrames cerca de la costa y en tierra, en comparación con los derrames en el mar.

Pasos Siguietes

Revisar las tecnologías tradicionales y en desarrollo que usa la Teledetección para evaluar los derrames de petróleo. Drones aerotransportados automatizados y equipados con cámaras visibles e

infrarrojas pueden ser la plataforma de apoyo táctico y operativo para el futuro.

2. *A Survey of Deep Learning: Platforms, Applications and Emerging Research Trends*

El aprendizaje profundo ha explotado en la conciencia pública, principalmente como predictivo y analítico. Los productos inundan nuestro mundo, en forma de numerosos sistemas inteligentes centrados en el ser humano, que incluyen anuncios dirigidos, asistentes e intérpretes de lenguaje natural y prototipo de vehículo autónomo sistemas.

Marco Teórico

Aprendizaje Supervisado: se llama así porque el requisito de los datos investigados es que estén claramente etiquetados, y así el resultado de la salida puede ser supervisado o clasificado como correcto o incorrecto.

Aprendizaje No Supervisado: el resultado puede lograr algún objetivo deseado más amplio, ser juzgado por la capacidad de encontrar algo que es fácilmente discernible por humanos.

Aprendizaje por Refuerzo: se considera como un intermedio entre el aprendizaje supervisado y no supervisado, porque, aunque los datos no están etiquetados explícitamente, se proporciona una recompensa a la ejecución de una acción.

Plataformas de Aprendizaje Profundo: Tensorflow, Deeplearning4j, Theano, Torch, Microsoft Cognitive Toolkit (CNTK), Caffe and Caffe2, Mxnet y Keras.

Métodos

Se desarrolla una minuciosa investigación del aprendizaje profundo en sus aplicaciones y mecanismos. Específicamente, como una colección categórica de lo último en investigación de aprendizaje profundo y sus diversas implementaciones, plataformas, algoritmos y usos en una variedad de sistemas en un mundo inteligente. Además, se pretende delinear los avances clave recientes en la tecnología y brindar información en áreas en las que el aprendizaje profundo puede mejorar la investigación (Hatcher y Yu, 2018).

Pasos Siguintes

Estas incluyen la aceleración y optimización del aprendizaje profundo a través de hardware fundamental y métodos de codificación, distribuidos de

aprendizaje profundo para IoT y CPS, gestión de red y aplicaciones de control de aprendizaje profundo y modelos y sobre todo, sistemas de aprendizaje profundo en seguridad.

3. *Evaluation of the Ability of Spectral Indices of Hydrocarbons and Seawater for Identifying Oil Slicks Utilizing Hyperspectral Images*

Es importante detectar manchas de petróleo flotantes después de accidentes de derrames y control remoto hiperespectral. La tecnología de detección es capaz de lograr esta tarea. Los métodos tradicionales utilizan principalmente el espectro de índices de hidrocarburos para detectar manchas de petróleo flotantes, pero son deficientes para distinguir el espesor de manchas de aceite y no puede detectar brillos.

Marco Teórico

Los Índices Espectrales para Fluorescencia de Hidrocarburos, son los siguientes: Índice de Fluorescencia (FI), Índice de Absorción de Rotación (RAI), Índice de Hidrocarburos (HI), Reflectancia en Verde (RG).

Los Índices Espectrales para detectar brillos en el agua de mar, son los siguientes: Reflectancia en Rojo (RR), Característica absorción de agua causada por H-O (WAF), Modelos que evalúan la clorofila (CHL) y Materia Orgánica Disuelta Coloreada (CDOM).

Métodos

Dado que los espectros de las mareas negras deberían verse afectados tanto por el agua de mar, así como del petróleo, este documento investigó el uso de índices espectrales de hidrocarburos y agua de mar para identificar diferentes espesores de manchas de petróleo. En esta investigación, una medida, llamada índice de separabilidad (IS), fue propuesta para evaluar cuantitativamente la capacidad de identificación de estos índices espectrales. Los resultados muestran que los índices espectrales de los hidrocarburos son más adecuados para detectar las continuas manchas de petróleo de color verdadero y emulsiones y aquellos índices espectrales del agua de mar son más adecuados para brillos y agua de mar. Por lo tanto, la combinación de los índices espectrales de los hidrocarburos y del agua de mar permite obtener resultados más precisos en el reconocimiento de las mareas negras (Zhao et al, 2018).

Pasos Sigüientes

Debido a que las Imágenes Hiperespectrales tienen abundante información queda abierta la posibilidad de explorar no solo las propiedades de los hidrocarburos y del agua, sino también todas las variables de la atmósfera.

4. *A Review on Deep Learning Techniques for 3D Sensed Data Classification*

Durante la última década, el aprendizaje profundo ha impulsado el progreso en la comprensión de imágenes 2D. A pesar de estos avances, las técnicas para la comprensión automática de datos detectados en 3D, como la nube de puntos, es comparativamente inmadura. Sin embargo, con una gama de aplicaciones importantes desde interiores navegación robótica a escala nacional teledetección existe una gran demanda de algoritmos que puedan aprender a comprender y clasificar automáticamente los datos detectados en 3D.

Marco Teórico

Las Redes Neuronales Convolucionales (CNN, Convolutional Neural Networks) en general tienden a ocuparse de la tarea de clasificación de una matriz estructurada. Aplicaciones comunes son la clasificación de una imagen completa (clasificación), un subconjunto localizado de la imagen (detección de objetos), píxeles individuales (segmentación) o píxeles individuales que se relacionan con objetos individuales (segmentación de instancias).

Métodos

En este trabajo se revisa el actual estado del arte de las arquitecturas del aprendizaje profundo para procesar datos euclidianos no estructurados. Se aborda los conceptos básicos y las metodologías tradicionales de procesamiento de nube de puntos y aprendizaje profundo. Se repasa los principales enfoques actuales, incluidos los diseños de arquitectura RGB-D, multivista, volumétrica y completa (de extremo a extremo) y el procesamiento del conjunto de puntos no ordenado. Y los conjuntos de datos de Puntos de Referencia, RGB-D, 3D Interior y 3D Exterior están documentados y explicados (Griffiths y Boehm, 2019).

Pasos Sigüientes

Establecer los límites de ubicación que se proyectan en 3D para clasificación y segmentación.

5. *Remote sensing of marine oil spills using Sea-viewing Wide Field-of-View Sensor images*

El objetivo de este estudio es proponer y probar un nuevo método para la detección de derrames de petróleo en los océanos del mundo utilizando imágenes Sea-viewing wide Field-of-View Sensor (SeaWiFS) integradas en el satélite SeaStar. Se propone la técnica de enmascaramiento de color para extraer el máximo de píxeles de derrames de petróleo de las imágenes de satélite SeaStar/SeaWiFS mediante el uso de fusión por combinación aritmética del método de bandas espectrales.

Marco Teórico

Sea-viewing wide Field-of-View Sensor: Sensor de campo de visión amplio con vista al mar (SeaWiFS), es una misión espacial que proporciona datos cuantitativos sobre las propiedades bioópticas de los océanos globales a la comunidad científica de la Tierra. SeaWiFS se potencia al tener mejores bandas para la corrección atmosférica (es decir, eliminar el efecto de dispersión de la luz por la atmósfera terrestre), lo que ayudará particularmente a la estimación de los lugares de las mareas negras.

RGB: Rojo, Verde, Azul (Red, Green, Blue): Es un modelo de color aditivo en el que la luz roja, verde y azul se combinados de varias maneras para reproducir una amplia gama de colores. El propósito principal es la detección, representación y visualización de imágenes en sistemas electrónicos.

HSI: Matiz, Saturación, Intensidad (Hue, Saturation, Intensity). Es uno de los sistemas de coordenadas de color más utilizados en imágenes en color. procesamiento y son compatibles con el esquema de percepción humana de color.

Métodos

La técnica usada es la de Enmascaramiento de Color para extraer el máximo de píxeles de derrames de petróleo de las imágenes de satélite SeaStar/SeaWiFS mediante el uso de fusión por combinación aritmética del método de bandas espectrales. Cada imagen utilizada se convierte del sistema RGB al sistema HSI (tono, saturación, intensidad). Las manchas de petróleo resultantes se obtienen visualmente en las imágenes de intensidad y saturación. Luego, se analizan los valores de intensidad y saturación para ser potencialmente aplicados en otras imágenes (Zakarya y Abdelatif, 2019).

Pasos Sigüientes

El método propuesto solo puede representar pequeñas áreas de derrames de petróleo operacional y de rutina, así que, un área extensa es susceptible a ser investigada.

Se recomienda analizar un gran número de imágenes en un corto período de tiempo ya que, el actual estudio, solo se basa en la percepción de la visión humana.

6. *Aquatic environment monitoring using a drone-based fluorosensor*

Se construyó un sistema basado en drones para el seguimiento de la fluorescencia inducida por láser en el entorno acuático de rango fijo, realizándose mediciones de detección remota y grabaciones de campo de la fluorescencia natural del agua del río, manchas de petróleo y volúmenes de agua natural marcados con colorantes.

Marco Teórico

La fluorescencia: es la propiedad de algunos átomos y moléculas de absorber luz a una longitud de onda determinada (la excitación: E_x) seguido por la emisión (E_m) de luz de corta duración a una longitud de onda más larga. La distancia entre los picos de excitación y de emisión se conoce como desplazamiento de Stokes y depende del fluoróforo.

DJI M600 Pro: dron comercial que posee una capacidad máxima de elevación de 6,2 kg. Tiene 6 rotores y transporta el sistema de fluorescencia inducida por láser (vista de pájaro).

Métodos

Utiliza un sistema basado en drones para el seguimiento de la fluorescencia inducida por láser en un ambiente acuático. Se realizaron mediciones de firmas espectrales usando Teledetección y registros de campo de la fluorescencia natural del agua del río, de las manchas de petróleo y se marcó con colorantes volúmenes de agua. Con un dron, a una altura de vuelo de 10 m y un fluorosensor de solo 1,5 kg de peso se ilustra cómo la teledetección aérea basada en la fluorescencia puede hacerse rentable y fácilmente aplicable, en tanto sea de noche o las condiciones ambientales de luz sean bajas (Duan, 2019).

Pasos Sigüientes

Usando potencias suficientemente altas de onda continua y combinando con un adecuado esquema

de modulación para sustracción de fondo, la operación de día debe ser factible, extendiendo considerablemente la capacidad presente.

7. *GeoAI: spatially explicit artificial intelligence techniques for geographic knowledge discovery and beyond*

Los avances recientes en las técnicas de Inteligencia Artificial (IA), la disponibilidad a gran escala de datos de alta calidad, así como avances en hardware y software para procesar eficientemente estos datos, están transformando una variedad de campos desde la visión artificial y el lenguaje natural transformación a conducción autónoma y asistencia sanitaria. Por ejemplo, la disponibilidad de alta resolución datos geográficos y técnicas informáticas de alto rendimiento junto con el aprendizaje profundo impulsa el progreso en la detección rápida y precisa de objetos.

Marco Teórico

GeoIA: es un subcampo de la ciencia de datos espaciales, que utiliza avances en técnicas y datos culturales para apoyar la creación de información geográfica más inteligente, así como métodos, sistemas y servicios para una variedad de tareas: clasificación de imágenes, detección de objetos, segmentación de escenas, simulación e interpolación, predicción de enlaces, recuperación (basada en lenguaje natural) y respuesta a preguntas, integración de datos sobre la marcha, enriquecimiento geográfico y muchos otros.

Métodos

Se esbozaron tres direcciones de investigación importantes: modelos espacialmente explícitos (Pruebas de Invariancia, Representación, Formulación y Resultados), respuestas a preguntas referentes a un "contexto" geográfico determinado y detección social (dinámica y patrones humanos), que señalan la necesidad de poseer conjuntos de datos de alta calidad y reproducibilidad mejorada (Janowicz, 2020).

Pasos Sigüientes

¿Podemos diseñar una Inteligencia GeoAI que tome la información GIS de un usuario y entienda, a partir de ello, cómo recopilar datos relevantes, cómo analizarlos y cómo presentar resultados geoespaciales en una forma adecuada?

8. *Remote sensing estimation of surface oil volume during the 2010 Deepwater Horizon oil blowout in the Gulf of Mexico: scaling up AVIRIS observations with MODIS measurements*

La explosión de petróleo de Deepwater Horizon (DWH) en el Golfo de México (GoM) condujo al mayor derrame de petróleo en alta mar en la historia de los Estados Unidos. El accidente produjo manchas de aceite que cubrieron entre 10.000 y más de 40.000 km² del Golfo entre abril y julio de 2010. Cuantificación de la extensión espacial real de los hidrocarburos en dichas escalas sinópticas sobre una base operativa y, en particular, estimar el volumen de petróleo (o espesor de la mancha) de grandes manchas de petróleo en la superficie del océano ha demostrado ser un desafío tanto para los investigadores como para los que toman decisiones.

Marco Teórico

AVIRIS: el Espectrómetro de imágenes aéreas / infrarrojas en el aire (Airborne Visible/InfraRed Imaging Spectrometer) es un sensor óptico único que entrega imágenes calibradas de la radiación espectral ascendente en 224 canales espectrales (bandas) contiguos con longitudes de onda de 400 a 2500 nanómetros.

MODIS, el Espectrorradiómetro de Imágenes de Resolución Moderada (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) es un instrumento clave a bordo de los satélites Terra y Aqua. La órbita de Terra alrededor de la Tierra está cronometrada de modo que pasa de norte a sur a través del ecuador por la mañana, mientras que Aqua pasa de sur a norte sobre el ecuador por la tarde. Estos datos mejorarán nuestra comprensión de la dinámica global y los procesos que ocurren en la tierra, en los océanos y en la atmósfera inferior.

Métodos

Se usó un enfoque de coincidencia de histogramas para transferir el volumen de petróleo derivado de AVIRIS a las dimensiones de escala de píxeles de MODIS, después de enmascarar las nubes tanto bajo condiciones de brillo solar como de su ausencia. Se utilizaron funciones de probabilidad para aplicar la transformación a 19 imágenes MODIS recopiladas durante el evento DWH. Esto generó tres tipos de mapas de petróleo MODIS: mapas de volumen de petróleo superficial, mapas de espesor relativo de petróleo con cuatro clases diferentes (es decir, 0 μm , <0,08 μm , 0,08 a 8 μm y >8 μm),

y mapas de distribuciones de probabilidad de diferentes espesores. Los resultados se compararon con las mediciones de un radar de apertura sintética basado en satélites y evaluados con fotografías aéreas concurrentes (Hu, 2018).

Pasos Siguientes

El estudio muestra la ventaja de utilizar datos de teledetección óptica para estimar no solo la huella del derrame de petróleo, sino también su magnitud en la superficie y recomienda usar mayor cantidad de datos espectrales y resoluciones espaciales.

9. *Oil Spill Detection Using Machine Learning and Infrared Images*

La detección de derrames de petróleo en el agua es un área de investigación frecuente, pero la mayor parte de la investigación se ha basado en áreas muy grandes de petróleo crudo en áreas costa afuera. Se presenta un marco novedoso para detectar derrames de petróleo dentro de un entorno portuario, mientras se utilizan vehículos aéreos no tripulados (UAV) y una cámara térmica infrarroja (IR). Este marco se divide en una parte de formación y una parte operativa. En la parte de entrenamiento, presentamos un proceso para anotar automáticamente imágenes RGB y hacer coincidir con las imágenes IR para crear un conjunto de datos.

Marco Teórico

Ondas Infrarrojas: O luz infrarroja, forma parte del espectro electromagnético. Esta región del espectro está dividida en infrarrojo cercano, medio y lejano. Se denomina Infrarrojo Térmico a la región comprendida entre 8 y 15 micras (μm), ya que estas longitudes de onda son las mejores para estudiar la energía térmica de onda larga que irradia nuestro planeta.

CNN: Una red neuronal es un modelo simplificado que emula el modo en que el cerebro humano procesa la información: Funciona simultaneando un número elevado de unidades de procesamiento interconectadas que parecen versiones abstractas de neuronas.

Métodos

Proceso de entrenamiento: Para entrenar la CNN, se usa tanto las imágenes RGB como las imágenes infrarrojas. A partir de las imágenes RGB, el derrame de petróleo está segmentado, de modo que tenemos una máscara que representa el petróleo

en la imagen RGB. Luego se alimenta tanto con las imágenes RGB segmentadas como con las imágenes IR a la red neuronal y se inicia el entrenamiento.

Proceso operativo: Una vez que se realiza el entrenamiento, la CNN entrenada se puede implementar mientras se usa un dispositivo de interferencia. Los dispositivos de interferencia son computadoras de bajo costo y bajo consumo de energía, y están altamente optimizadas para computos en paralelo realizados por GPU, que son ideales para CNN. Estos dispositivos permiten segmentar las imágenes en tiempo real (De Kerf et al, 2020).

Pasos Siguientes

Detección de derrames de petróleo. Los autores proponen usar dentro de un entorno portuario vehículos aéreos no tripulados (UAV), cámaras térmicas infrarrojas (IR) y CNN (Redes Neuronales Convolucionales). Se podrían investigar otras mejoras, como: otras tecnologías de cámara (SWIR (Short Wave Infrared) o imágenes hiperespectrales), pero también más avances en técnicas de preprocesamiento RGB podría implementarse.

DISCUSIONES

Basados en la revisión sistemática de literatura de publicaciones científicas las discusiones a tratar son las siguientes:

Los Sistemas de Información Geográfica, si bien actualmente realizan los modelamientos geoespaciales actuales, ¿cómo y en qué medida se relacionarán con la GeolA?

Con respecto a la Teledetección ¿seguirá considerando los ajustes manuales, por ejemplo, en temas de ortorectificación de imágenes aéreas generadas por drone, o será reemplazado completamente por la Inteligencia Artificial Geoespacial?

Basado en (Hu, 2018), ¿el uso de las imágenes de radar, por su utilidad tanto de día como de noche, reemplazará finalmente a las imágenes ópticas en el estudio de los derrames de petróleo?

Apoyado en (Zhao et al, 2018), ¿será factible crear librerías de índices espectrales de manchas de petróleo y agua, pero en función a los índices espectrales?

La metodología propuesta por (Zakarya y Abdelatif, 2019) ¿podrá ser ampliada al estudio de derrames en las costas marinas?

CONCLUSIONES

La revisión sistemática de la literatura de publicaciones científicas nos conduce a las siguientes conclusiones:

La prevención de Derrames de Petróleo Marino utilizando Inteligencia Artificial Geoespacial (GeolA) debe estar apoyado en un Sistema de Información Geográfica (GIS) y debe ser desarrolladas a través de Modelos de Aprendizaje Automático (ML), en un primer estadio, y posteriormente, ser implementadas con Modelos de Aprendizaje Profundo (DL), como, por ejemplo, Redes Neuronales Convolucionales.

La identificación de Derrames de Petróleo Marino apoyados en misiones satelitales las cuales utilizan a la Teledetección para el estudio de imágenes de Radar, Ópticas, Multiespectrales e Hiperespectrales, están encontrando en el uso de drones una nueva manera de escanear y mesurar a nuestro planeta a través del uso de la Fotogrametría.

El uso del Internet de las Cosas, con sus diversos sensores que miden: humedad, presión, luz, calor, viscosidad, entre otras variables físicas, permiten en la actualidad recabar información valiosa en tiempo real que puede ser compartida a través de la Nube. Esta información es la que permite cuantificar el daño ambiental producto de los derrames de petróleo ocurridos en tierra o en el mar.

Las revistas de investigación especializadas, que fueron identificadas como las más influyentes, fueron: IEEE Access, ACM Computing Survey, ACM SIGSPATIAL, Remote Sensing, International Journal of Geographical Information Science, Journal of Applied Remote Sensing, PFG – Journal of Photogrammetry Remote Sensing and Geoinformation Science, Remote Sensing of Environment, Sensors, Pollution y Springer.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Allamanis, M., Barr, E., Devanbu, P. y Sutton, C. (2018). A Survey of Machine Learning for Big Code and Naturalness. *ACM Computing Survey*, 51(4), 81, 1-37. doi:10.1145/3212695
- [2] De Kerf, T., Gladines, J., Sels, S. y Vanlanduit, S. (2020). Oil Spill Detection Using Machine Learning and Infrared Images. *Remote Sensing*, 12(24), 4090. doi:10.3390/rs12244090
- [3] Döllner, J. (2020). Geospatial Artificial Intelligence: Potentials of Machine Learning for 3D Point Clouds and Geospatial Digital Twins. *PFG – Journal of Photogrammetry*

- Remote Sensing and Geoinformation Science*. doi:10.1007/s41064-020-00102-3
- [4] Duan, Z., Li, Y., Wang, J., Zhao, G. y Svanberg, S. (2019). Aquatic environment monitoring using a drone-based fluorosensor. *Applied Physics B*, 125(6), 1-8. doi: 10.1007/s00340-019-7215-y
- [5] Fingas, M. y Brown, C. (2018). A Review of Oil Spill Remote Sensing. *Sensors*, 18(1), 91. doi:10.3390/s18010091
- [6] Griffiths, D. y Boehm, J. (2019). A Review on Deep Learning Techniques for 3D Sensed Data Classification. *Remote Sensing*, 11(12). doi:10.3390/rs11121499
- [7] Hatcher, W. y Yu, W. (2018). A Survey of Deep Learning: Platforms, Applications and Emerging Research Trends. *IEEE Access*, 6, 24411-24432. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2830661
- [8] Hu, H., Feng, L., Holmes, J., Swayze, G., Leifer, I., Melton, C., Garcia, O., MacDonald, I., Hess, M., Muller-Karger, F., Graettinger y G., Green, R. "Remote sensing estimation of surface oil volume during the 2010 Deepwater Horizon oil blowout in the Gulf of Mexico: scaling up AVIRIS observations with MODIS measurements. (2018). *Journal of Applied Remote Sensing*, 12(2), 026008. doi: 10.1117/1.JRS.12.026008
- [9] Janowicz, K., Gao, S., McKenzie, G., Hu, Y. y Bhaduri, B. (2020). GeoAI: spatially explicit artificial intelligence techniques for geographic knowledge discovery and beyond. *International Journal of Geographical Information Science*, 34(4), 625-636. doi: 10.1080/13658816.2019.1684500
- [10] Mao, Huina y Hu, Yingjie y Kar, Bandana y Gao, Song y McKenzie, Grant. (2018). GeoAI 2017 workshop report: the 1st ACM SIGSPATIAL International Workshop on GeoAI: @AI and Deep Learning for Geographic Knowledge Discovery: Redondo Beach, CA, USA - November 7, 2016. *SIGSPATIAL Special*, 9(3), 25. doi: 10.1145/3178392.3178408
- [11] Zakarya, M. y Abdelatif, H. (2019). Remote sensing of marine oil spills using Sea-viewing Wide Field-of-View Sensor images. *Bollettino di Geofisica Teorica ed Applicata*, 60, 123-136. doi: 10.4430/bgta0270
- [12] Zhao, Dong y Cheng, Xinwen y Zhang, Hongping y Yanfei, Niu y Qi, Yangyang y Zhang, Haitao. (2018). Evaluation of the Ability of Spectral Indices of Hydrocarbons and Seawater for Identifying Oil Slicks Utilizing Hyperspectral Images. *Remote Sensing*, 10(3), 421. doi: 10.3390/rs10030421

Fuentes de financiamiento:

Propia.

Conflictos de interés:

El autor declara no tener conflictos de interés.