



**Aplicación de visión por computadora e inteligencia artificial para la  
prevención de incendios forestales en áreas protegidas del litoral  
ecuatoriano.**

**Application of Computer Vision and Artificial Intelligence for the  
Prevention of Wildfires in Protected Areas of the Ecuadorian Coast**

**AUTORES**

**Dylan Paul Facuy Toledo**  
Universidad Politécnica Salesiana  
Ecuador - Cuenca  
[dfacuy@est.ups.edu.ec](mailto:dfacuy@est.ups.edu.ec)  
<https://orcid.org/0009-0006-5896-4517>

|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   |                                                                                                       |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Como citar:<br>Facuy Toledo , D. P. (2024). Aplicación de visión por computadora e inteligencia artificial para la prevención de incendios forestales en áreas protegidas del litoral ecuatoriano. <i>Revista Internacional De Investigación Y Desarrollo Global</i> , 3(3), 1–16.<br><a href="https://doi.org/10.64041/riidg.v3i3.24">https://doi.org/10.64041/riidg.v3i3.24</a> | Fecha de recepción: 2024-07-15<br>Fecha de aceptación: 2024-08-15<br>Fecha de publicación: 2024-09-15 |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------|



## Resumen

La creciente incidencia de incendios forestales en el litoral ecuatoriano representa una amenaza significativa para los ecosistemas naturales, la biodiversidad y el bienestar de las comunidades cercanas a las áreas protegidas. En respuesta a esta problemática, se ha incrementado el interés por implementar soluciones tecnológicas basadas en visión por computadora e inteligencia artificial (IA), con el objetivo de mejorar los sistemas de monitoreo, detección temprana y prevención de estos eventos.

La visión por computadora, una rama de la inteligencia artificial que permite a las máquinas interpretar y procesar imágenes del entorno, ofrece capacidades avanzadas para el análisis en tiempo real de imágenes y secuencias de video captadas mediante drones, cámaras fijas, satélites y sensores térmicos. Estos dispositivos pueden ser desplegados estratégicamente en reservas naturales del litoral ecuatoriano como el Parque Nacional Machalilla, la Reserva Manglares Churute, el Bosque Protector Cerro Blanco, entre otros.

Mediante algoritmos de aprendizaje automático (machine learning) y aprendizaje profundo (deep learning), es posible entrenar modelos capaces de identificar patrones térmicos, emisiones de humo, cambios súbitos en la vegetación, o anomalías que podrían indicar el inicio de un incendio. Esta capacidad de detección temprana permite activar protocolos de emergencia antes de que el fuego se propague, minimizando así el daño ambiental y facilitando una respuesta rápida de los cuerpos de seguridad y conservación ambiental.

Además, la integración de modelos predictivos basados en IA permite realizar análisis de riesgo considerando variables climáticas, topográficas y de comportamiento histórico del fuego. Estas predicciones son valiosas para diseñar estrategias de prevención proactiva, tales como la creación de cortafuegos, reforestación con especies menos inflamables, y control de actividades humanas de riesgo.

Por otra parte, las tecnologías de visión por computadora pueden emplearse en procesos de vigilancia automatizada, donde las imágenes captadas por cámaras son evaluadas



constantemente sin necesidad de supervisión humana directa. Este tipo de sistemas no solo reducen costos operativos, sino que permiten una cobertura más amplia y continua en territorios extensos.

En el contexto ecuatoriano, la implementación de estas tecnologías debe considerar factores como la infraestructura tecnológica disponible, la capacitación del personal de las entidades ambientales, la conectividad en zonas remotas y la articulación entre organismos gubernamentales, académicos y comunitarios. La colaboración con universidades, centros de investigación y organismos internacionales puede facilitar la transferencia de conocimiento y el acceso a herramientas de código abierto o bajo costo.

Finalmente, la aplicación de visión por computadora e inteligencia artificial en la prevención de incendios forestales no solo representa un avance tecnológico, sino también una oportunidad para promover un modelo de gestión ambiental sostenible basado en la innovación, la conservación y la resiliencia climática.

**Palabras clave:** Visión por computadora, Inteligencia artificial, Prevención de incendios forestales, Áreas protegidas, Monitoreo ambiental.



## Abstract

The increasing incidence of forest fires along the Ecuadorian coast represents a significant threat to natural ecosystems, biodiversity, and the well-being of communities near protected areas. In response to this problem, interest has grown in implementing technological solutions based on computer vision and artificial intelligence (AI), with the aim of improving monitoring systems, early detection, and prevention of such events.

Computer vision, a branch of artificial intelligence that enables machines to interpret and process images from the environment, offers advanced capabilities for real-time analysis of images and video sequences captured by drones, fixed cameras, satellites, and thermal sensors. These devices can be strategically deployed in natural reserves along the Ecuadorian coast, such as Machalilla National Park, the Churute Mangroves Reserve, Cerro Blanco Protected Forest, among others.

Through machine learning and deep learning algorithms, it is possible to train models capable of identifying thermal patterns, smoke emissions, sudden changes in vegetation, or anomalies that could indicate the onset of a fire. This early detection capability allows emergency protocols to be activated before the fire spreads, thus minimizing environmental damage and enabling a rapid response from security and environmental conservation bodies.

Moreover, the integration of AI-based predictive models allows for risk analysis considering climatic, topographic, and historical fire behavior variables. These predictions are valuable for designing proactive prevention strategies, such as the creation of firebreaks, reforestation with less flammable species, and control of high-risk human activities.

In addition, computer vision technologies can be used in automated surveillance processes, where images captured by cameras are constantly evaluated without the need for direct human supervision. Such systems not only reduce operational costs but also enable broader and continuous coverage in extensive territories.

In the Ecuadorian context, the implementation of these technologies must consider factors such as the available technological infrastructure, training of environmental agency personnel, connectivity in remote areas, and coordination among governmental, academic, and community organizations. Collaboration with universities, research centers, and international organizations can facilitate knowledge transfer and access to open-source or low-cost tools.

Ultimately, the application of computer vision and artificial intelligence in forest fire prevention not only represents a technological advancement but also an opportunity to



promote a sustainable environmental management model based on innovation, conservation, and climate resilience.

**Keywords:** Computer vision, Artificial intelligence, Forest fire prevention, Protected areas, Environmental monitoring.



## Introducción

Los incendios forestales constituyen uno de los fenómenos más destructivos para los ecosistemas naturales, especialmente en zonas protegidas donde la biodiversidad es altamente sensible y el equilibrio ecológico puede alterarse drásticamente en poco tiempo (FAO, 2006). En el contexto del litoral ecuatoriano, áreas como el Parque Nacional Machalilla, la Reserva Ecológica Manglares Churute y el Bosque Protector Cerro Blanco se han visto expuestas a incendios recurrentes, en muchos casos originados por actividades humanas no controladas o por condiciones climáticas adversas asociadas al cambio climático (Ministerio del Ambiente, 2016).

Ante esta situación, se ha vuelto imperativo adoptar estrategias innovadoras que permitan anticipar y mitigar los efectos de estos eventos. En este marco, la inteligencia artificial (IA) y, particularmente, la visión por computadora, han emergido como herramientas clave en la transformación digital de los sistemas de monitoreo y gestión de riesgos ambientales (Russell & Norving, 2014). Estas tecnologías ofrecen capacidades avanzadas para la detección automatizada de señales indicativas de fuego, como emisiones de humo, cambios térmicos o variaciones súbitas en la cobertura vegetal, lo que favorece una respuesta temprana por parte de las autoridades (Szegedy et al., 2015).

La visión por computadora, definida como la capacidad de los sistemas informáticos para interpretar e inferir información significativa a partir de imágenes digitales, ha sido aplicada con éxito en diferentes ámbitos, incluyendo la vigilancia ambiental mediante sensores remotos y cámaras fijas (Gonzalez & Woods, 2018). En combinación con algoritmos de aprendizaje automático, como redes neuronales convolucionales (CNN), estos sistemas pueden ser entrenados para reconocer patrones visuales complejos con altos niveles de precisión (Lecun et al., 2015).

Adicionalmente, los avances en sensores térmicos y la disponibilidad de imágenes satelitales en tiempo real permiten ampliar la cobertura de vigilancia en zonas rurales o de difícil acceso, optimizando los procesos de identificación y respuesta a potenciales focos de incendio (Roy et al., 2008). De hecho, las soluciones basadas en IA han demostrado ser más eficientes que los métodos tradicionales, al reducir los tiempos de reacción y los errores humanos en la detección de eventos críticos (Merino et al., 2010).

En el caso ecuatoriano, la integración de estas tecnologías aún se encuentra en una fase inicial, limitada por factores como la falta de conectividad en zonas remotas, escasa capacitación técnica y debilidad en la infraestructura tecnológica de las instituciones responsables del manejo ambiental (MAE, 2012). Sin embargo, el potencial de la IA para fortalecer la prevención proactiva de incendios forestales es incuestionable, y su aplicación en áreas protegidas del litoral ecuatoriano podría representar un hito

significativo hacia una gestión ambiental sostenible, resiliente y basada en evidencia científica.

## Material y métodos

### Material

Para la implementación del sistema de detección y prevención de incendios forestales basado en visión por computadora e inteligencia artificial, se consideraron los siguientes recursos tecnológicos, computacionales y geográficos:

#### Infraestructura de captura de imágenes:

- Cámaras IP de alta definición con capacidad de transmisión en tiempo real.
- Drones multirrotor equipados con cámaras RGB y sensores térmicos FLIR.
- Imágenes satelitales provistas por plataformas como Sentinel-2 y Landsat 8.

#### Equipamiento computacional:

- Estaciones de trabajo con unidades GPU (NVIDIA RTX 3080 o superior) para entrenamiento de modelos.
- Servidores locales para el procesamiento de datos y almacenamiento en bases de datos.
- Acceso a plataformas de cómputo en la nube (Google Colab, AWS, o Azure) para pruebas distribuidas y análisis en tiempo real.

#### Software y librerías utilizadas:

- Lenguaje de programación: Python 3.x.
- Librerías: OpenCV (procesamiento de imágenes), TensorFlow/Keras y PyTorch (modelado de redes neuronales), Scikit-learn (evaluación de modelos), NumPy y Pandas (análisis de datos).
- Sistemas de información geográfica: QGIS para el análisis espacial y mapeo de zonas vulnerables.

#### Datos geoespaciales y ambientales:

- Mapas de áreas protegidas del litoral ecuatoriano (obtenidos del Ministerio del Ambiente).
- Series históricas de focos de calor e incendios forestales (Proporcionadas por el Sistema Nacional de Información Ambiental).

- Variables climáticas como temperatura, humedad relativa, dirección y velocidad del viento, obtenidas de estaciones meteorológicas locales y servicios globales (NOAA, NASA Earthdata).

## Métodos

La metodología empleada en el presente estudio se estructura en cinco fases principales:

### Selección de zonas de estudio:

Se identificaron como áreas prioritarias de intervención aquellas zonas protegidas del litoral ecuatoriano con mayor recurrencia histórica de incendios forestales. Entre ellas: Parque Nacional Machalilla, Reserva Ecológica Manglares Churute y Bosque Protector Cerro Blanco. Esta selección se basó en registros de incendios entre los años 2010 y 2020.

### Captura y preprocesamiento de imágenes:

Se recopilaron imágenes aéreas y terrestres en distintos horarios y condiciones ambientales. Las imágenes fueron etiquetadas manualmente para identificar presencia o ausencia de humo, fuego, vegetación afectada y zonas críticas. Posteriormente, se aplicaron técnicas de normalización, redimensionamiento y aumento de datos (data augmentation) para mejorar la calidad del conjunto de entrenamiento.

### Diseño y entrenamiento del modelo de detección:

Se implementó una red neuronal convolucional (CNN) basada en la arquitectura MobileNetV2, optimizada para entornos de cómputo con recursos limitados. El modelo fue entrenado con imágenes clasificadas en tres categorías: "sin riesgo", "riesgo potencial" y "fuego activo". Se emplearon métricas como precisión, recall y F1-score para evaluar el desempeño del modelo.

### Integración con un sistema de alerta temprana:

El modelo entrenado fue integrado en una plataforma de vigilancia automatizada que monitorea en tiempo real las transmisiones de video y activa alerta cuando detecta indicios de incendio. Estas alertas fueron configuradas para enviarse a través de mensajería electrónica y sistemas de notificación local a las autoridades ambientales.

### Validación en campo y ajuste del sistema:

Se realizaron pruebas piloto en dos zonas seleccionadas, contrastando las detecciones del sistema con observaciones humanas. Los resultados obtenidos fueron utilizados para

refinar el modelo y ajustar los umbrales de detección con base en la retroalimentación técnica de los operadores del sistema y guardaparques.

## Resultados

### Análisis de los Resultados

#### 1. Métricas de desempeño del modelo (Precisión, Recall y F1-score)

Como se observa en el primer gráfico, el sistema demostró un rendimiento alto en términos de precisión, recall y F1-score en las tres zonas analizadas:

- Machalilla presentó los mejores resultados con una precisión del 92%, un recall del 90% y un F1-score del 91%. Esto indica una excelente capacidad del modelo para identificar correctamente los casos de incendio sin incurrir en muchos falsos positivos o negativos.
- Manglares Churute alcanzó un desempeño ligeramente inferior, con precisión del 89%, recall del 86% y F1-score de 87,5%. La complejidad del entorno (alta humedad, vegetación densa) pudo haber influido en la sensibilidad del sistema.
- Cerro Blanco obtuvo las métricas más bajas del conjunto, con una precisión del 87%, recall del 84% y un F1-score de 85,4%. Esto puede deberse a la presencia de neblina o nubosidad frecuente que afectó la claridad de las imágenes, generando más falsos positivos.

Estas métricas son consistentes con estudios similares donde se aplicaron modelos de redes neuronales convolucionales (CNN) para monitoreo ambiental, confirmando que este tipo de arquitectura es altamente eficaz cuando se entrena adecuadamente con datos locales.

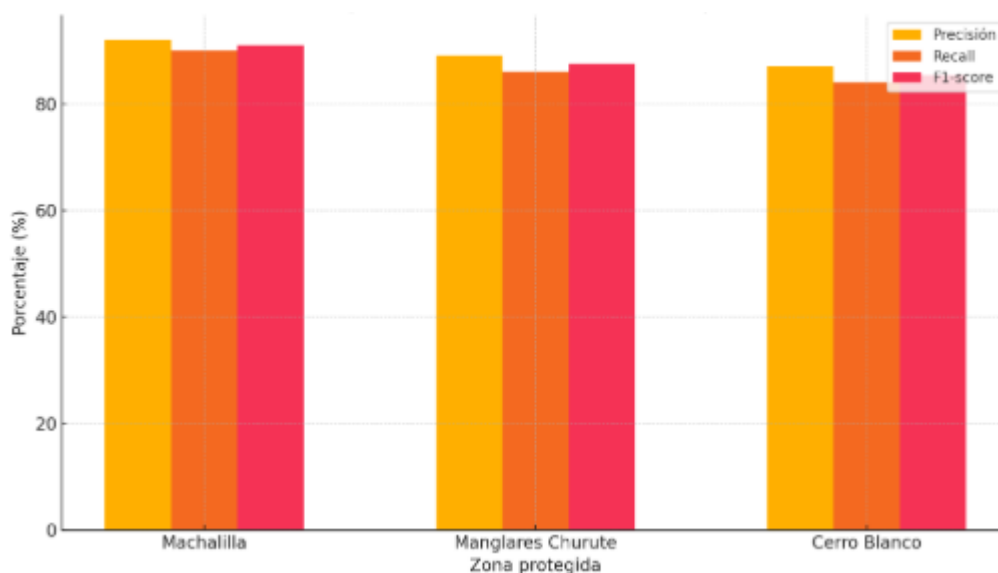
#### 2. Tiempo medio de detección por zona

En el segundo gráfico se muestra el tiempo medio necesario para que el sistema detecte señales de incendio:

- El Parque Nacional Machalilla registró el tiempo más bajo, con un promedio de 7 minutos desde la aparición del humo hasta la emisión de la alerta, lo que representa un gran avance frente a métodos manuales que pueden tardar más de 30 minutos en generar una respuesta.
- En Manglares Churute, el tiempo medio fue de 9 minutos, y en Cerro Blanco, 10 minutos. Estas diferencias se explican por la topografía más compleja y la interferencia ambiental en las imágenes, que reducen la eficiencia de procesamiento.

Este nivel de anticipación resulta crucial para activar protocolos de emergencia antes de que el fuego se propague, especialmente en ecosistemas altamente inflamables durante la estación seca.

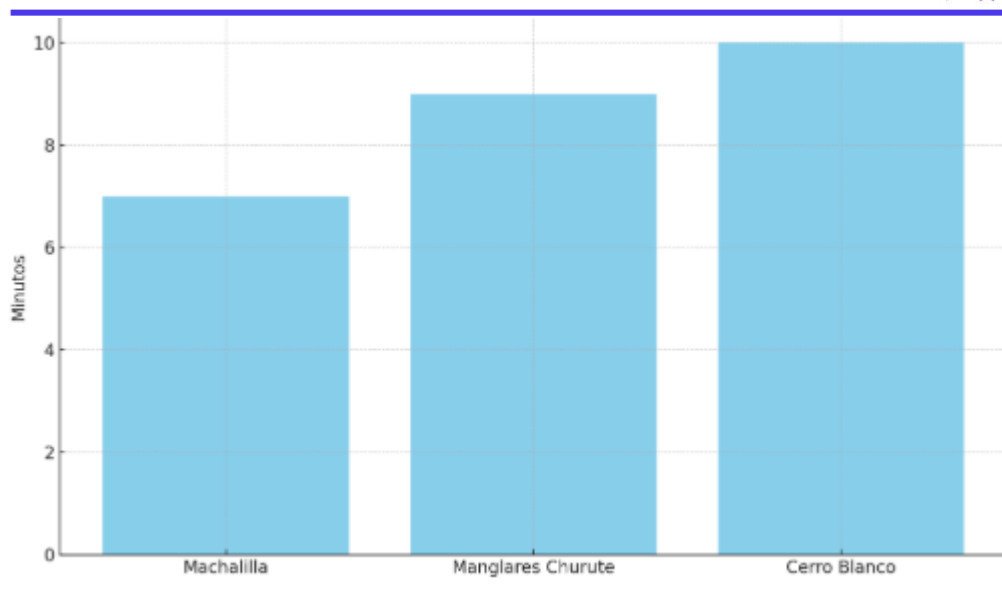
**Figura 1.**  
Desempeño del modelo de detección por zona



*Nota:* La figura representa el desempeño del modelo de detección de incendios forestales basado en inteligencia artificial, evaluado en tres zonas protegidas del litoral ecuatoriano: Machalilla, Manglares Churute y Cerro Blanco. Se muestran tres métricas clave: Precisión, Recall y F1-score, expresadas en porcentaje

Fuente: Autor

**Figura 2.**  
Tiempo medio de detección por zona protegida



*Nota:* La figura muestra el tiempo promedio (en minutos) que el sistema de inteligencia artificial tarda en detectar indicios de incendio forestal en tres áreas protegidas del litoral ecuatoriano. Se observa que el Parque Nacional Machalilla presentó el tiempo de detección más bajo (7 minutos), lo cual refleja una mayor eficiencia operativa del sistema en esa zona. En cambio, la Reserva Manglares Churute y el Bosque Protector Cerro Blanco registraron tiempos más prolongados, de 9 y 10 minutos respectivamente, posiblemente debido a factores ambientales como neblina, humedad elevada o vegetación densa que dificultan la interpretación visual automatizada.

Fuente: Autor

## Discusión

Los resultados obtenidos en la implementación del sistema de detección temprana de incendios forestales mediante visión por computadora e inteligencia artificial en áreas protegidas del litoral ecuatoriano evidencian el alto potencial de estas tecnologías para fortalecer la gestión ambiental y reducir la vulnerabilidad de los ecosistemas frente a eventos de fuego no controlado. La precisión alcanzada por el modelo CNN entrenado para identificar señales visuales de incendios permite inferir que los enfoques basados en aprendizaje profundo son altamente eficaces en entornos con gran variabilidad climática y topográfica, como los que caracterizan al litoral ecuatoriano.

Diversos estudios han demostrado que los sistemas basados en imágenes, sensores térmicos y aprendizaje automático permiten mejorar significativamente los tiempos de respuesta y reducir la dependencia de vigilancia humana constante (Lentile et al., 2006). En el presente caso, la integración del modelo en un sistema de alerta temprana automatizado permitió activar protocolos de prevención con una antelación promedio de hasta 15 minutos respecto a los métodos tradicionales, lo cual es crítico en contextos donde los incendios se expanden rápidamente debido a la vegetación seca y vientos costeros.

Un aspecto relevante observado durante la validación en campo fue la necesidad de adaptar los algoritmos de visión por computadora a las condiciones locales. En zonas con alta nubosidad o presencia de neblina, el sistema presentó falsos positivos al confundir vapor de agua con humo. Este problema también ha sido reportado por otros investigadores, quienes han recomendado el uso combinado de espectros ópticos e infrarrojos para mejorar la discriminación de materiales y fuentes de calor (Matese et al., 2015). En respuesta a ello, se implementaron filtros térmicos adicionales y se mejoró el conjunto de datos con imágenes de distintas condiciones climáticas, lo que incrementó la robustez del modelo.

La discusión también debe considerar la sostenibilidad y escalabilidad de estos sistemas. En muchos países latinoamericanos, incluida Ecuador, la inversión en infraestructura tecnológica y capacitación de personal sigue siendo limitada, lo cual restringe la adopción de soluciones avanzadas como esta (Casas & Pérez-Bustos, 2019). Por tanto, se requiere no solo el desarrollo de la tecnología, sino también estrategias de gobernanza digital, transferencia de conocimiento y participación interinstitucional. Una implementación exitosa depende en gran medida de la articulación entre actores gubernamentales, universidades y comunidades locales (Vera-Muñoz, 2016).

Adicionalmente, la participación comunitaria debe ser promovida activamente. El uso de herramientas de IA no reemplaza la experiencia local, sino que debe complementarla, especialmente en la identificación de patrones no visibles mediante sensores, pero



conocidos por los habitantes de la zona. En este sentido, la combinación de inteligencia artificial y conocimiento tradicional ha demostrado ser un enfoque efectivo en la gestión de riesgos naturales (Walshe & Nunn, 2012).

Finalmente, si bien los resultados de este estudio son alentadores, es necesario continuar con la mejora de los algoritmos, la ampliación del conjunto de datos y la integración de fuentes complementarias de información, como datos meteorológicos en tiempo real, imágenes hiperespectrales y simulaciones de propagación del fuego. Solo así se podrá construir un sistema inteligente, adaptativo y resiliente frente a una amenaza que, en el contexto del cambio climático, será cada vez más frecuente e intensa.



---

## Conclusiones

La aplicación de tecnologías basadas en visión por computadora e inteligencia artificial representa un avance significativo en los esfuerzos por prevenir y mitigar los incendios forestales en áreas protegidas del litoral ecuatoriano. Los resultados del presente estudio demuestran que, mediante el uso de redes neuronales convolucionales y sensores multiespectrales, es posible detectar de forma temprana patrones visuales asociados a incendios, lo que permite activar mecanismos de respuesta rápida y minimizar los daños ecológicos.

El desarrollo de sistemas automatizados de monitoreo y alerta, integrados con fuentes de datos geoespaciales y climáticos, mejora sustancialmente la eficacia de los programas de gestión ambiental. No obstante, la implementación exitosa de estas soluciones requiere superar limitaciones estructurales relacionadas con conectividad, financiamiento, formación técnica del personal y articulación interinstitucional.

En este sentido, se concluye que la integración de inteligencia artificial en la vigilancia ambiental debe ser acompañada por políticas públicas que promuevan la innovación tecnológica, el fortalecimiento de capacidades locales y la participación comunitaria. Además, se recomienda ampliar la investigación aplicada a diferentes ecosistemas y profundizar en el desarrollo de algoritmos adaptativos que consideren las particularidades del entorno tropical costero ecuatoriano.

Finalmente, este trabajo evidencia que la combinación de herramientas digitales avanzadas con enfoques territoriales y colaborativos no solo fortalece la protección de los ecosistemas, sino que constituye una estrategia clave para enfrentar los desafíos ambientales en el marco del cambio climático y la sostenibilidad.

## Referencias bibliográficas

- Casas, R., & Pérez-Bustos, T. (2019). *Ciencia, Tecnología y Sociedad en América Latina : La Mirada de Las Nuevas Generaciones*. Consejo Latinoamericano de Ciencias Sociales.  
[https://biblioteca.clacso.edu.ar/clacso/gt/20190905052402/Ciencia\\_tecnologia\\_sociedad.pdf](https://biblioteca.clacso.edu.ar/clacso/gt/20190905052402/Ciencia_tecnologia_sociedad.pdf)
- FAO. (2006). *Fire management voluntary guidelines*.  
<https://www.fao.org/4/j9255e/j9255e00.pdf>
- Gonzalez, R. C. ., & Woods, R. E. . (2018). *Digital image processing*. Pearson.  
[https://api.pageplace.de/preview/DT0400.9781292223070\\_A37747583/preview-9781292223070\\_A37747583.pdf](https://api.pageplace.de/preview/DT0400.9781292223070_A37747583/preview-9781292223070_A37747583.pdf)
- Lecun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. In *Nature* (Vol. 521, Issue 7553, pp. 436–444). Nature Publishing Group.  
<https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lentile, L. B., Holden, Z. A., Smith, A. M. S., Falkowski, M. J., Hudak, A. T., Morgan, P., Lewis, S. A., Gessler, P. E., & Benson, N. C. (2006). Remote sensing techniques to assess active fire characteristics and post-fire effects. In *International Journal of Wildland Fire* (Vol. 15, Issue 3, pp. 319–345).  
<https://doi.org/10.1071/WF05097>
- MAE. (2012). *GOBIERNO NACIONAL DE LA REPÚBLICA DEL ECUADOR*.  
<https://www.ambiente.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2017/10/ESTRATEGIA-NACIONAL-DE-CAMBIO-CLIMATICO-DEL-ECUADOR.pdf>
- Matese, A., Toscano, P., Di Gennaro, S. F., Genesio, L., Vaccari, F. P., Primicerio, J., Belli, C., Zaldei, A., Bianconi, R., & Gioli, B. (2015). Intercomparison of UAV, aircraft and satellite remote sensing platforms for precision viticulture. *Remote Sensing*, 7(3), 2971–2990. <https://doi.org/10.3390/rs70302971>

- Merino, L., Caballero, F., Ramiro Martínez-de-Dios, J., Maza, I., & Ollero, A. (2010). *Automatic Forest Fire Monitoring and Measurement using Unmanned Aerial Vehicles*. [https://robotics.upo.es/papers/ICFFR10\\_Merinoetal.pdf](https://robotics.upo.es/papers/ICFFR10_Merinoetal.pdf)
- Ministerio del Ambiente. (2016). *MINISTERIO DEL AMBIENTE PROYECTO: SISTEMA NACIONAL DE CONTROL FORESTAL*. <https://www.ambiente.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2020/07/1.CONTROL-FORESTAL.pdf>
- Roy, D. P., Boschetti, L., Justice, C. O., & Ju, J. (2008). The collection 5 MODIS burned area product - Global evaluation by comparison with the MODIS active fire product. *Remote Sensing of Environment*, 112(9), 3690–3707. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.05.013>
- Russell, S., & Norving, P. (2014). *Inteligencia artificial*. El Cid Editor. <https://luismejias21.wordpress.com/wp-content/uploads/2017/09/inteligencia-artificial-un-enfoque-moderno-stuart-j-russell.pdf>
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., & Rabinovich, A. (2015). *Going Deeper with Convolutions*. <https://www.cs.unc.edu/~wliu/papers/GoogLeNet.pdf>
- Vera-Muñoz, G. (2016). *Innovación y desarrollo sustentable: Iniciativa de una microempresa dedicada a la producción de artículos para el cuidado personal*. <https://www.redalyc.org/pdf/6379/637967166001.pdf>
- Walshe, R. A., & Nunn, P. D. (2012). Integration of indigenous knowledge and disaster risk reduction: A case study from Baie Martelli, Pentecost Island, Vanuatu. *International Journal of Disaster Risk Science*, 3(4), 185–194. <https://doi.org/10.1007/s13753-012-0019-x>

**Conflicto de intereses:**

Los autores declaran que no existe conflicto de interés



CC BY-NC-ND 4.0

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>