

**PLATAFORMA DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL DE GEOCUBA EN FUNCIÓN DE  
LA AGRICULTURA DE PRECISIÓN  
ARTIFICIAL INTELLIGENCE PLATFORM OF GEOCUBA IN FUNCTION OF  
PRECISION AGRICULTURE**

Dr.C. Edel García Reyes. (1)

Dr.C. José L. Capote Fernández. (2)

Dr.C. Rafael Cruz Iglesias. (3)

MSc. Pavel Matamoros Fombellida. (4)

Dr.C. Silvio V. Rodríguez Hernández. (5)

MSc. Felipe Samuell Kelly. (6)

MSc. Rafael García López. (7)

1. Instituto de CCG/ZGDV. Universidade de Minho. Portugal. edelgr@gmail.com
2. Agencia GEOMIX GEOCUBA IC Manicaragua. Cuba. capote@geomix.geocuba.cu
3. Agencia GEOMIX GEOCUBA IC Manicaragua. Cuba. rcruz@geocf.transnet.cu
4. Agencia Teledetección GEOCUBA IC. Cuba. pavel@uct.geocuba.cu
5. Unidad Científico Técnica GEOCUBA IC. Cuba. silvio@uct.geocuba.cu
6. Agencia de Geomática GEOCUBA IC. Cuba.kelly@uct.geocuba.cu
7. Oficina Territorial Hidrografía y Geodesia Granma. Cuba. rafaelg60@nauta.cu

**RESUMEN:**

En este trabajo se comparten las principales experiencias del Grupo Empresarial GEOCUBA en la transformación digital del proceso de gestión de la información geoespacial de las coberturas terrestres, basada en la innovación con Inteligencia Artificial (IA). Se trata de cambiar el modelo de negocio para entregar un servicio sistemático y automatizado de clasificación semántica de imágenes captadas desde aviones, vehículos aéreos no tripulados (VANT) y satelitales de observación de la tierra, como Sentinel. Para ello se ha implementado un conjunto de servicios

informáticos basados en estándares tecnológicos para el manejo de grandes volúmenes de imágenes, la gestión ordenada de la toma de muestras, el entrenamiento de los modelos y su publicación, el consumo de los modelos mediante servicios de clasificación, regresión y detección de objetos basados en redes neuronales, y finalmente la entrega de los resultados a los usuarios mediante servicios web en una Infraestructura de Datos Espaciales (IDE). Se explica el flujo tecnológico implementado, los nuevos roles de los diferentes especialistas y se ejemplifican los resultados y dificultades enfrentadas en aplicaciones de agricultura de precisión, para el monitoreo de la siembra de los cultivos varios en los polos productivos, el monitoreo de las etapas de las campañas de producción del arroz y los experimentos que se desarrollan en las plantaciones de caña de azúcar. Es posible brindar información mensual de las áreas agrícolas sembradas y sin sembrar, el conteo automatizado del número de panículas y la humedad del grano de arroz en el campo, como un indicador para la cosecha; los problemas de población en los campos cañeros y la estimación de la maduración del cultivo.

**Palabras clave:** Agricultura de precisión; BigData; Coberturas superficie terrestre; Información geoespacial; Inteligencia artificial;

**ABSTRACT:**

In this paper are shared the main experiences of the GEOCUBA Enterprises Group in the digital transformation of the geospatial information management process of land covers based on innovation with Artificial Intelligence (AI). It is about changing the business model to deliver a systematic and automated semantic classification service for images captured from airplanes, unmanned aerial vehicles (UAVs) and earth observation satellites, such as Sentinel. To this end, a set of computer services based on technological standards has been implemented for the management of large volumes of images, the orderly management of sample taking, the training of models and their publication, the consumption of models through classification services, regression and object detection based on neural networks, and finally the delivery of the results to users through web services in a Spatial Data Infrastructure (SDI). The technological flow implemented, the new roles of the different specialists are explained and the results and difficulties faced in precision agriculture applications are exemplified, for the monitoring of the planting of various crops in the productive poles, the monitoring of the stages of the rice production campaigns and the experiments that take place in the sugarcane plantations. It is possible to provide monthly information on the planted and

unplanted agricultural areas, the automated counting of the number of panicles and the humidity of the rice grain in the field, as an indicator for the harvest; population problems in sugarcane fields and the estimation of crop maturation.

**Key Words:** Precision agriculture; BigData; Land covert; Geospatial information; Artificial intelligence.

Recibido:21/02/2024

Aprobado:22/04/2024

## 1. INTRODUCCIÓN

La teledetección de la tierra cada día es más demandada para la toma de decisiones informadas sobre los procesos que ocurren en la superficie terrestre y marina (Persello et al., 2022). En estos momentos, existe una gran disponibilidad de datos libres satelitales y constantemente se toman imágenes desde sensores colocados en aviones y vehículos aéreos no tripulados (VANT) (Mogili et al., 2018). Al mismo tiempo, se observa que la capacidad de toma de datos sobrepasa la capacidad de su interpretación por métodos visuales de expertos en fotointerpretación. Es por ello, que se demanda de un monitoreo automatizado de los patrones de las coberturas, no de un estudio a mediano plazo de un fenómeno, por ejemplo, el monitoreo de los cultivos agrícolas requiere de la entrega de información sistemática asociada al estado de desarrollo del cultivo y su entorno. La simple inspección visual de una imagen aérea o satelital de alta resolución espacial de cualquier zona agrícola permite observar los campos no cultivados en diferentes épocas del año. Sin embargo, no siempre se cuenta con el personal entrenado para realizar esta tarea, ni con las herramientas informáticas para la gestión de la información extraída de las imágenes. Con el empleo de las técnicas de inteligencia artificial es posible realizar periódicamente estos análisis multitemporales de los polos productivos y de forma automatizada, con una información objetiva y oportuna para la toma de decisiones y con datos estadísticos acerca de las áreas cultivadas y no cultivadas.

El presente trabajo aporta una metodología que permite emplear el conocimiento de los expertos en el entrenamiento de modelos de inteligencia artificial. Una contribución clave es el método para la gestión de grandes volúmenes de muestras de entrenamiento, el cual garantiza una gran variabilidad espacial y temporal con el trabajo mancomunado de varios anotadores de imágenes, a los cuales se les proporcionaron las herramientas gráficas y de acceso remoto para el incremento sistemático del número de muestras por clases. Los modelos entrenados tienen la capacidad de procesar grandes extensiones del terreno en poco tiempo, comparado con las labores tradicionales de inspecciones

de campo que realizan los humanos, mientras se garantiza una alta exactitud en los resultados. El flujo de trabajo desplegado hace posible que las máquinas trabajen de forma no interrumpida en función de las demandas de los usuarios. Según el conocimiento de los autores de este trabajo, existen muy pocas plataformas operativas en el mundo para brindar un servicio permanente de datos para los productores, y se desconoce la existencia de servicios integrados con tanta variedad de métodos y cultivos, en un entorno computacional de recursos restringidos. En este artículo científico se muestran las experiencias de una investigación multidisciplinaria, donde se combina el conocimiento sobre los principios físicos en que se basan los métodos de percepción remota, en particular la forma selectiva en que los objetos del terreno absorben y reflejan la radiación electromagnética, el conocimiento sobre la fenología de los cultivo y las prácticas agrícolas específicas para cada cultivo y por último, el conjunto de herramientas desarrolladas por los investigadores del aprendizaje automático y la visión por computadoras. El artículo está estructurado en cuatro secciones fundamentales. La sección 1 que se corresponde con la introducción del trabajo y le sigue la sección 2 dedicada a explicar la metodología que se propone. La sección 3 presenta la discusión de los resultados y la sección 4 resume las conclusiones de la investigación.

## **2. METODOLOGÍA**

### **2.1. Flujo de procesos**

Para lograr este objetivo hay que partir de una buena gestión de los datos de entrada al sistema, se requiere montar una infraestructura de datos especializada en el manejo de los datos y metadatos en la nube y que los programas también corran en la nube para evitar el trasiego constante de grandes volúmenes de imágenes en la red, que congestiona el ancho de banda y provoca una gran pérdida de tiempo. Por otra parte, es reconocido que el cuello de botella fundamental para el empleo de los algoritmos de aprendizaje profundo es la escasez de muestras de entrenamiento. Por tanto, hay que normalizar y organizar la toma y el almacenamiento de las muestras. A medida que se incrementa el uso de la inteligencia artificial en la empresa, crece la cantidad de modelos que se van entrenando y que hay que evaluar su rendimiento sistemáticamente, esto implica la introducción de herramientas de gestión de los modelos. Otro reto a tener en cuenta, es la extensión de las áreas a clasificar, porque es un proceso que requiere tiempo y recursos de cómputo. En la figura 1, se muestra un esquema general de los procesos para el monitoreo de los cultivos.

Los datos de los levantamientos con aviones y VANT deben ser almacenados en la infraestructura de BigData que fue desplegada, con los metadatos correspondientes para su búsqueda. En el caso de las imágenes del satélite Sentinel 2, se establecieron protocolos para la descarga de las imágenes desde internet y su almacenamiento en el formato optimizado de la misma infraestructura de datos (Figura 2). En la actualidad se trabaja en un proyecto de perfeccionamiento de la infraestructura para la introducción de la tecnología del Cubo de Datos (Simoes et al., 2021).

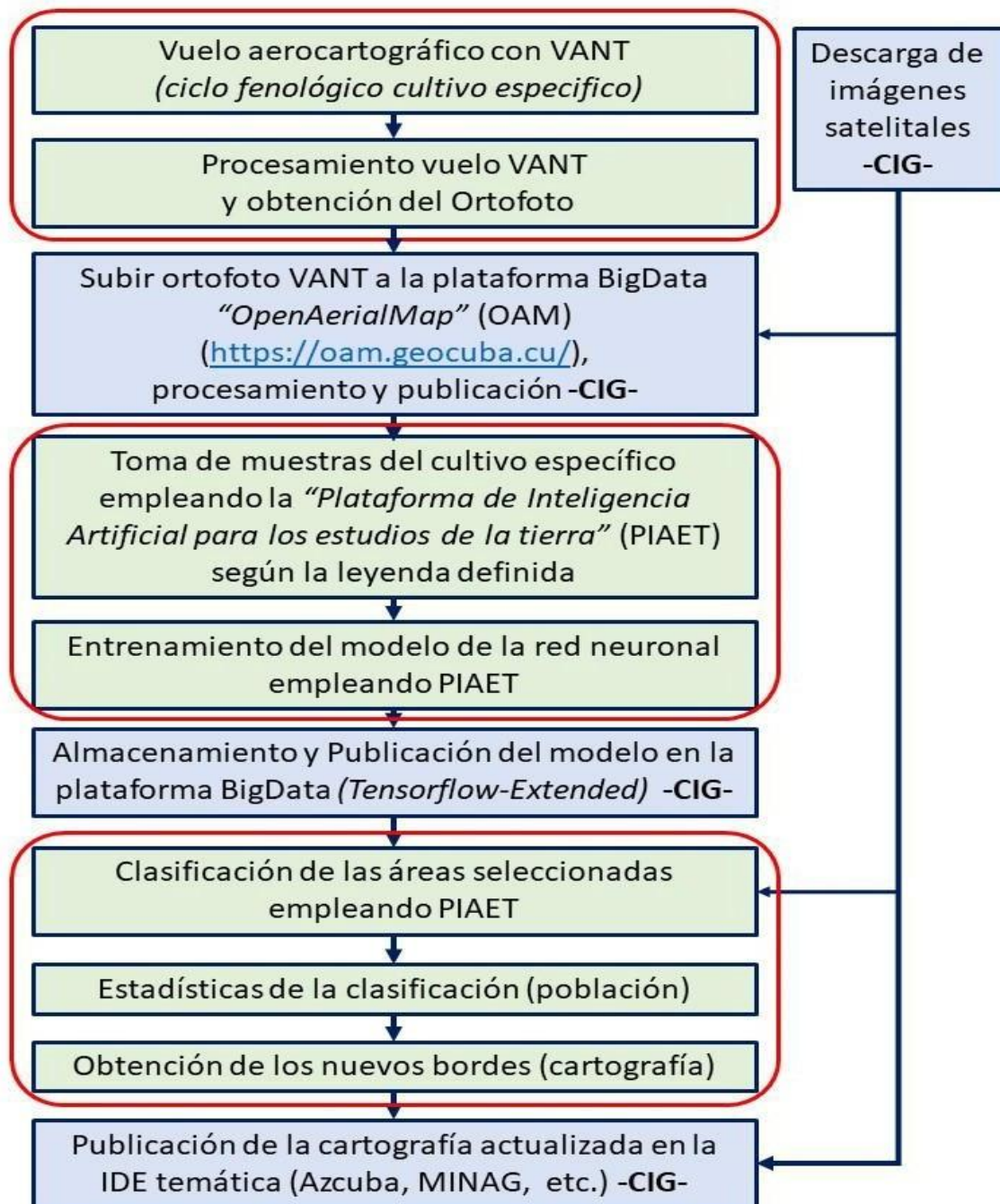
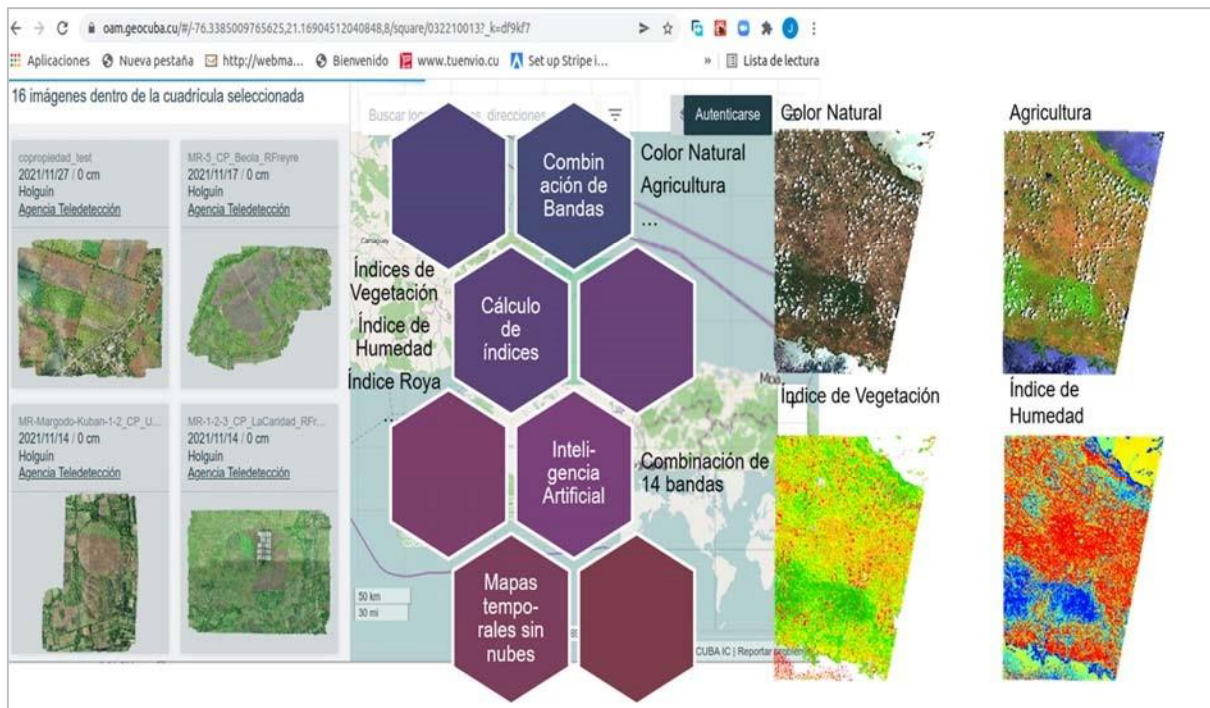


Figura 1. Flujo de procesos para el monitoreo de los cultivos.



*Figura 2.* Plataforma para gestionar los datos ráster (OpenAerialMap), que garantiza el ciclo completo dicha gestión: el almacenamiento, procesamiento y publicación de los datos ráster, e incluye un álgebra potente para procesamiento multispectral.

Para organizar todo el trabajo de toma de muestras del territorio nacional, se desarrolló una aplicación web, donde se realiza la configuración de la leyenda de clases informacionales del macroproyecto temático y sus metadatos estandarizados para todo el país, y posteriormente se definen los subproyectos de muestreos específicos para cada región geográfica del territorio nacional, lo que permite que las muestras se almacenen con sus metadatos y se capturen de forma uniforme en todo el país, de forma tal, que al unificarse los conjuntos de muestras de varios subproyectos se tienen grandes conjuntos de muestras con una gran variedad espacial y temporal, que ayudan a aumentar el rendimiento de los modelos y se construye de forma sistemática una gran base de patrones del comportamiento de las coberturas del país. La aplicación web para la toma de muestras permite el trabajo coordinado de varios especialistas para un determinado proyecto. La figura 3, muestra la pantalla de la herramienta para la toma de muestras en los proyectos del arroz y la caña de azúcar.





Figura 3. Toma de muestras sobre los campos cultivados de arroz y caña de azúcar.

## 2.2. Plataforma de Inteligencia Artificial

Para el despliegue de todos los servicios de inteligencia artificial fue necesario crear una plataforma (Fig. 4), basada en las tecnologías y normas actuales (Parente et. Al., 2019).

Es importante señalar que el trabajo en la nube permite centralizar los recursos de cómputo en el Centro de Información Geoespacial de GEOCUBA, donde se realiza el procesamiento de las imágenes que se consumen directamente de la infraestructura de datos. Las aplicaciones clientes consumen servicios de visualización de imágenes y mapas (*Web Map Service - WMS*), y servicios de procesamiento (*Web Processing Service - WPS*) que cumplen las normas internacionales de almacenamiento, procesamiento y publicación en servicios geoespaciales basados en estándares de ISO y OGC (Capote & Cruz, 2023).



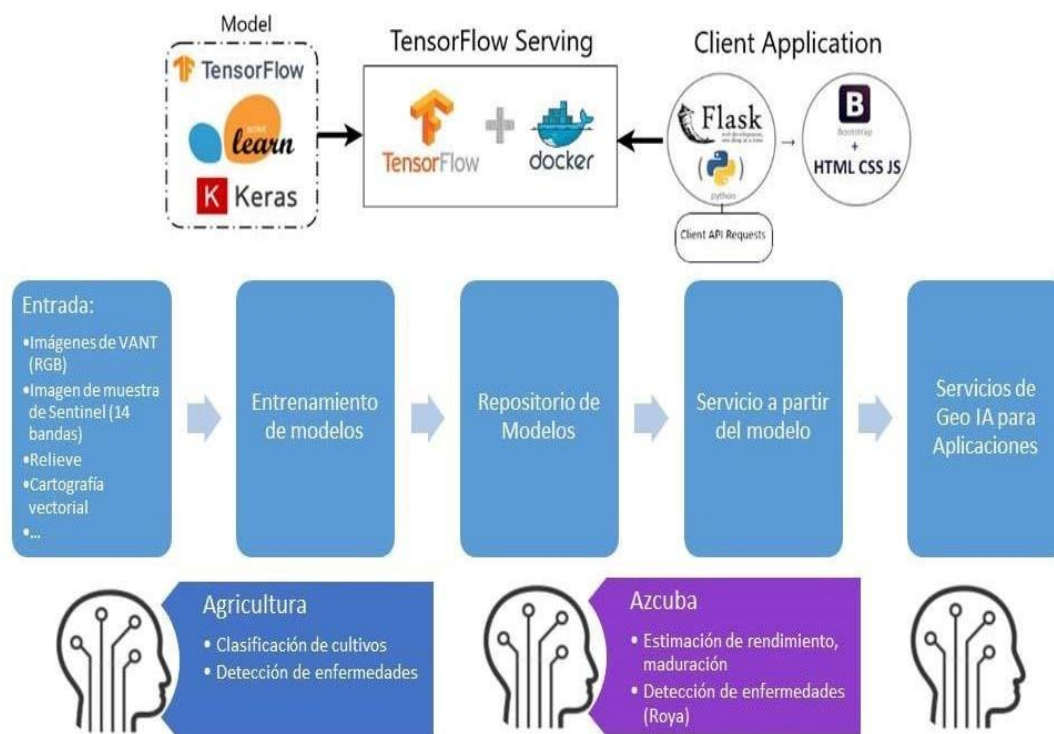


Figura 4. Plataforma de Inteligencia Artificial.

Para poder realizar la clasificación de tensores de miles de filas y columnas, se realiza un pre procesamiento para la generación de regiones homogéneas aplicando *simple linear iterative clustering (SLIC)* en la creación de superpíxeles. De este modo, solo se envían al *tensorflow serving* las sub imágenes asociadas a los centroides de las regiones homogéneas y el resultado de la clasificación es asignado a todas las posiciones de la región, con lo que se recompone la imagen clasificada que requiere el cliente y los resultados son mostrados en la Infraestructura de Datos Espaciales (Fig. 5). En esta etapa de comunicación con los usuarios finales, los que tienen diferentes niveles de conocimientos de las tecnologías informáticas, puede resultar interesante evaluar los resultados de las investigaciones en el procesamiento del lenguaje natural y los sistemas de recomendaciones, para facilitar el empleo de las herramientas.

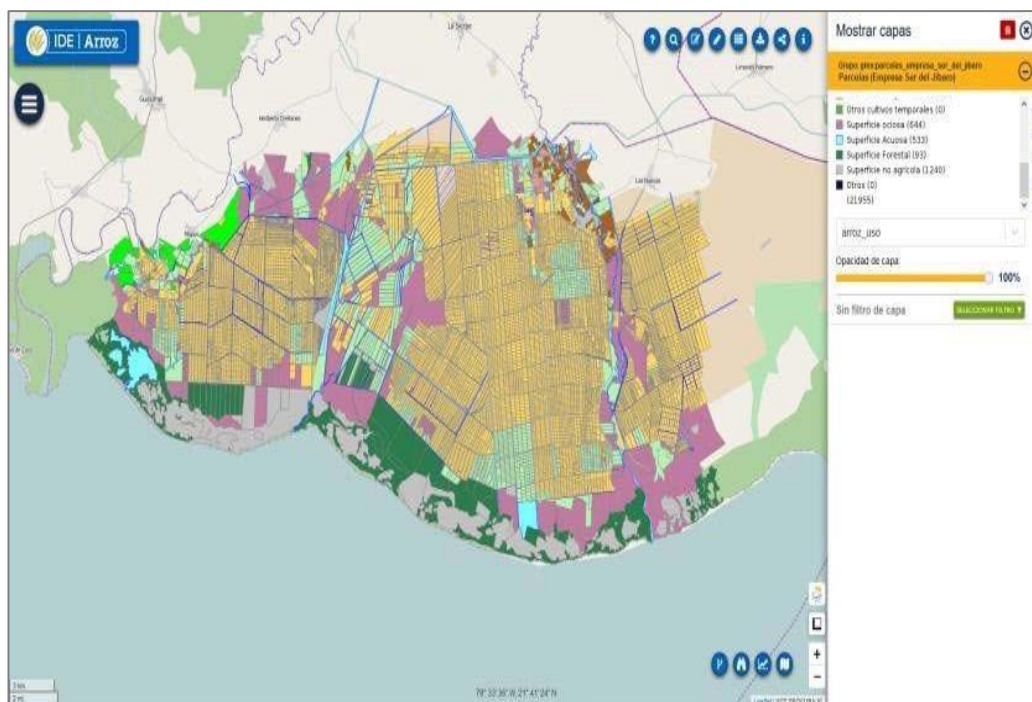


Figura 5. Infraestructura de Datos Espaciales del arroz.

Una lección aprendida es que, los recursos humanos y los talentos son limitados y es necesario dedicar especialistas a este tipo de plataformas de datos, ya sea contratando o reubicando a trabajadores con conocimiento técnico y de la empresa, que tengan capacidad para ser jefes de proyectos de transformación digital donde se emplea la inteligencia artificial. En este proceso surgen nuevos roles como:

- Gestores de datos primarios (Satelitales, VANT) para pre procesar, anotar y subir a la nube.
- Anotadores de muestras (Toma y organización de muestras).
- Entrenadores de modelos (Entrenar, publicar, evaluar modelos).
- Especialistas temáticos (Definición de proyectos de IA, evaluación de las clasificaciones, detecciones y estadísticas, publicación de resultados).

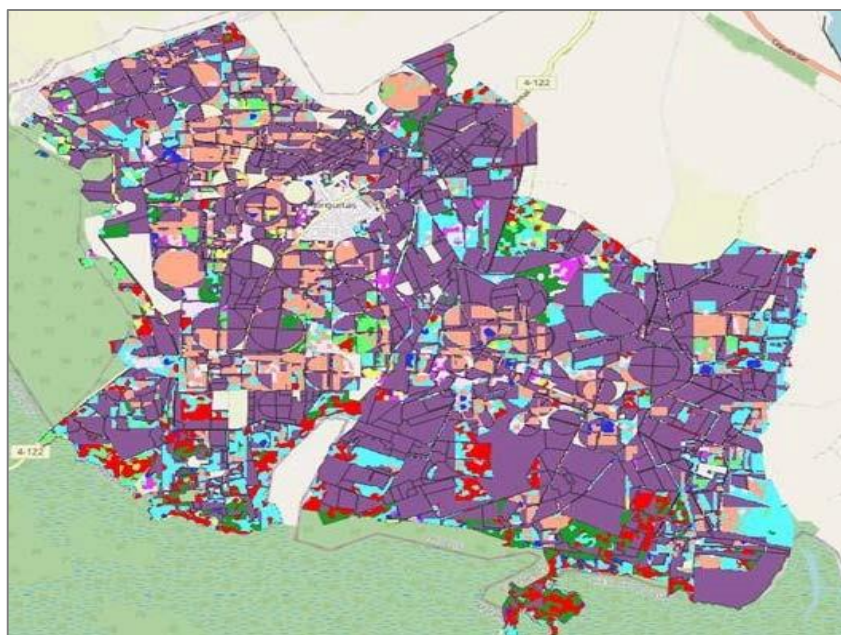
Adicionalmente a las dificultades confrontadas con los recursos humanos y a la falta de muestras de entrenamiento, fue necesario buscar alternativas de software ante la escasez de recursos de cómputo y tarjetas gráficas (*cluster de GPU*) para el paralelismo en el procesamiento de imágenes.

### 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

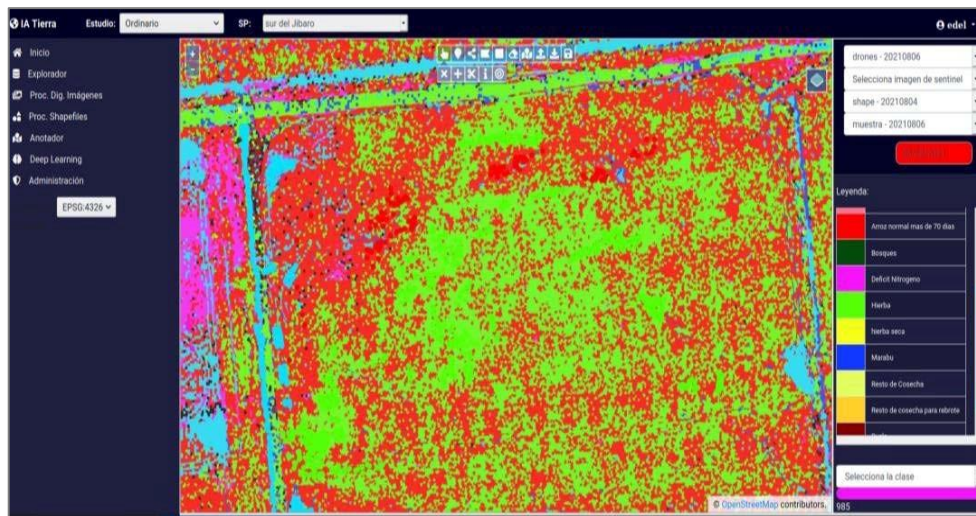
Desde el año 2021 hasta la fecha se viene trabajando en tres proyectos de servicios geospaciales basados en inteligencia artificial en función de la agricultura de precisión, relacionados con el monitoreo de las áreas sembradas de cultivos varios, de arroz y de caña de azúcar. En estos momentos, se tiene establecido el flujo de procesos para las tareas de segmentación semántica de las imágenes y se realizan experimentos de detección de objetos. También, se han obtenido buenos resultados en tareas de regresión para el conteo de la germinación del arroz por metros cuadrados o el conteo de la cantidad de panículas en el campo. En algunos casos los datos de entrada son índices de vegetación combinados con los canales de las imágenes multispectrales o directamente imágenes en color natural. La combinación de índices de vegetación, los datos históricos y los algoritmos desarrollados sirve para estimar la población del cultivo, el estado de maduración, la humedad del grano y el pronóstico del rendimiento.

Una primera experiencia, en la que se continúa trabajando en el entrenamiento de mejores modelos de clasificación, es el monitoreo de la superficie cultivada de los polos productivos agrícolas. En la figura 6 se observa una clasificación realizada con un modelo de diez clases temáticas sobre imágenes Sentinel 2, que se capturan sistemáticamente y que se almacenan en la infraestructura de BigData cada 5 días, que es la frecuencia temporal de estos satélites.

Otra de las experiencias es la clasificación de la cobertura de la superficie de los campos de arroz mediante el empleo de imágenes de vehículos aéreos no tripulados (Fig. 7).



*Figura 6.* Clasificación de cultivos. Polo productivo Horquita



*Figura 7.* Clasificación de imágenes de VANT de los campos de arroz.

Otra experiencia importante, ha sido el monitoreo de los diferentes estados fenológicos del cultivo de la caña de azúcar (Brotación: 60 días; Formación del plantón o inicio del crecimiento: 90 días, Ahijamiento: 120 días; Crecimiento o cierre de la plantación: 150-180 días; Madurez o máximo desarrollo foliar: 280 días), con el empleo de imágenes de VANT y satelitales Sentinel 2 (Rodríguez, 2023). Ello se basa en la segmentación semántica de la imagen, pues las regiones espaciales que agrupan los puntos de la imagen de una misma etiqueta tendrán un significado y una interpretación para el productor, el cual puede delimitar, por ejemplo, las regiones del campo donde hay presencia de malezas, o suelo descubierto donde debería aparecer cultivo, etc. (Fig. 8). La importancia de tener la imagen georreferenciada segmentada, es que permite localizar y medir en el campo los tipos de coberturas. Con esta información y la que brinda directamente la imagen desde un plano elevado sobre el campo, el productor puede tomar decisiones informadas sobre el cultivo (García-Reyes, 2022).





Figura 8. Muestreo de la caña nueva, malezas, residuos y suelo descubierto, durante el monitoreo del cultivo de la caña de azúcar.

Un resultado más avanzado ha sido la estimación de la cantidad de panículas de arroz en el campo y su empleo en la estimación del rendimiento (Fig. 9). Se realizó un conteo del número de panículas en sitios de muestreo de un metro cuadrado, con su localización utilizando GPS. Se entrenó un modelo de regresión con redes neuronales profundas, para obtener el estimado metro a metro en el campo (García-López, 2023).

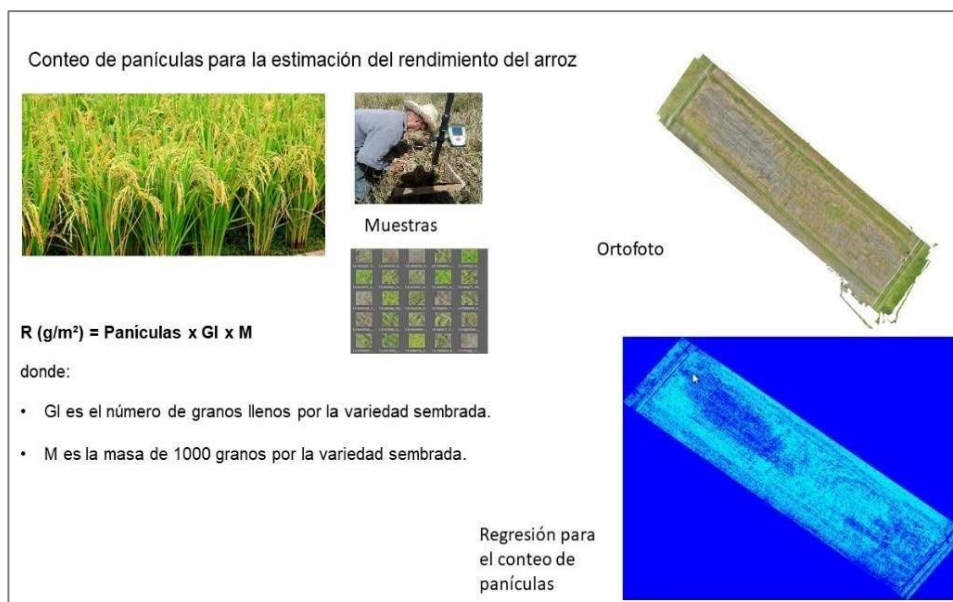


Figura 9. Aplicación de la Inteligencia Artificial para la estimación del rendimiento del arroz.

#### **4. CONCLUSIONES**

Los requerimientos de información para el control y la toma de decisiones solicitados por los usuarios, crearon la necesidad de cambiar el modelo de negocio y de desarrollar una plataforma informática de servicios de datos y procesamiento en la nube. El ordenamiento de los resultados de las investigaciones en Geomática e Inteligencia Artificial llevaron a la creación de una plataforma innovadora para prestar un servicio sistemático de monitoreo basado en la teledetección de la tierra. La experiencia práctica ha llevado a la definición de nuevos roles de trabajo para los especialistas, ajustados al flujo tecnológico que se ha diseñado, al mismo tiempo, que se imponen nuevos retos en la formación de los recursos humanos.

Los resultados preliminares en las tareas de la agricultura de precisión muestran un alto potencial de impacto positivo en el aumento de los rendimientos, el ahorro de recursos y la humanización del trabajo.

La alta resolución espacial de las imágenes y las altas demandas de procesamiento temporal de los datos, requieren de una estrategia para la incorporación de mayores capacidades de almacenamiento, procesamiento y ancho de banda para ampliar un modelo de negocio basado en servicios informáticos e inteligencia artificial.

Existe mucho espacio para la investigación, el desarrollo y la innovación en esta área de aplicación de la inteligencia artificial, entre ellos los sistemas de recomendación y las aplicaciones del procesamiento del lenguaje natural.

#### **5. AGRADECIMIENTOS**

Los autores agradecen, al Ministerio de la Agricultura y al Grupo Azucarero AZCUBA por la oportunidad ofrecida y la colaboración de sus instituciones para el desarrollo de estos proyectos; a los doctores Eduardo Garea Llano, Dayamit Ojeda Martínez, Pedro Martínez Fernández, Federico Sulroca Domínguez; a los masters Maurilio Núñez García, Frank Soto Martínez, Luis Javier Cutiño e Isaías Machado, por su meritoria participación en diferentes etapas de estos proyectos.

#### **6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

Capote-Fernández, J.L. & Cruz-Iglesias, R. (2023). El Centro de Información Geoespacial de GEOCUBA, soporte para la utilización de imágenes de Sentinel 2. Revista Cubana de Geomática, Volumen 3, 2023. <https://geomatica.geocuba.cu/rcg/libraryFiles/downloadPublic/28>

García-López, R. (2023). Procedimiento para el conteo de panículas en parcelas de arroz empleando el reconocimiento de patrones en imágenes digitales de vehículos aéreos no tripulados. Tesis de Maestría en Geomática. Academia Naval “Granma”.

García-Reyes, E. (2022). Informe sobre los métodos de procesamiento de datos utilizados en los experimentos para el monitoreo del cultivo de la caña de azúcar en Quivicán. Proyecto I+D “Uso de técnicas de percepción remota, cartografía, catastro, y otras herramientas de agricultura de precisión en la caña de azúcar”. CITMA / INICA. Noviembre, 2022.

Mogili, U.R., Deepak, B.: Review on application of drone systems in precision agriculture. Proc. Comput. Sci. 133, 502–509 (2018).

Persello, C., Wegner, J. D., Hansch, R., Tuia, D., Ghamisi, P., Koeva, M., & Camps-Valls, G. (2022). Deep learning and earth observation to support the sustainable development goals: Current approaches, open challenges, and future opportunities. IEEE geoscience and remote sensing magazine, 10 (2), 172-200. <https://doi.org/10.1109/MGRS.2021.3136100>.

Parente, L.; Taquary, E.; Silva, A.P.; Souza, C.; Ferreira, L. Next Generation Mapping: Combining Deep Learning, Cloud Computing, and Big Remote Sensing Data. Remote Sens. 2019, 11, 2881. <https://doi.org/10.3390/rs11232881>.

Rodríguez-Hernández, S.V. (2023). Informe resumen sobre vuelos experimentales con VANT en áreas cañeras de las provincias de Mayabeque y Matanzas. Proyecto I+D “Uso de técnicas de percepción remota, cartografía, catastro, y otras herramientas de agricultura de precisión en la caña de azúcar”. CITMA / INICA. Noviembre, 2023.

Simoes, R.; Camara, G.; Queiroz, G.; Souza, F.; Andrade, P.R.; Santos, L.; Carvalho, A.; Ferreira, K. Satellite Image Time Series Analysis for Big Earth Observation Data. Remote Sens. 2021, 13, 2428. <https://doi.org/10.3390/rs13132428>.