



PUCP

Laboratorio de Inteligencia Artificial y Métodos
Computacionales em Ciencias Sociales
(QLAB-PUCP)

QLAB

Segmentación de tipos de cultivos agrícolas con herramientas de machine learning e imágenes de teledetección

Diplomatura en Ciencia de Datos para las Ciencias Sociales y la Gestión Pública

Ph.D. Pedro M. Achancaray Diaz

pedro.diaz@puc-rio.br

1. Introducción

2. Segmentación de Tipos de Cultivos

3. Machine Learning

4. Aplicaciones

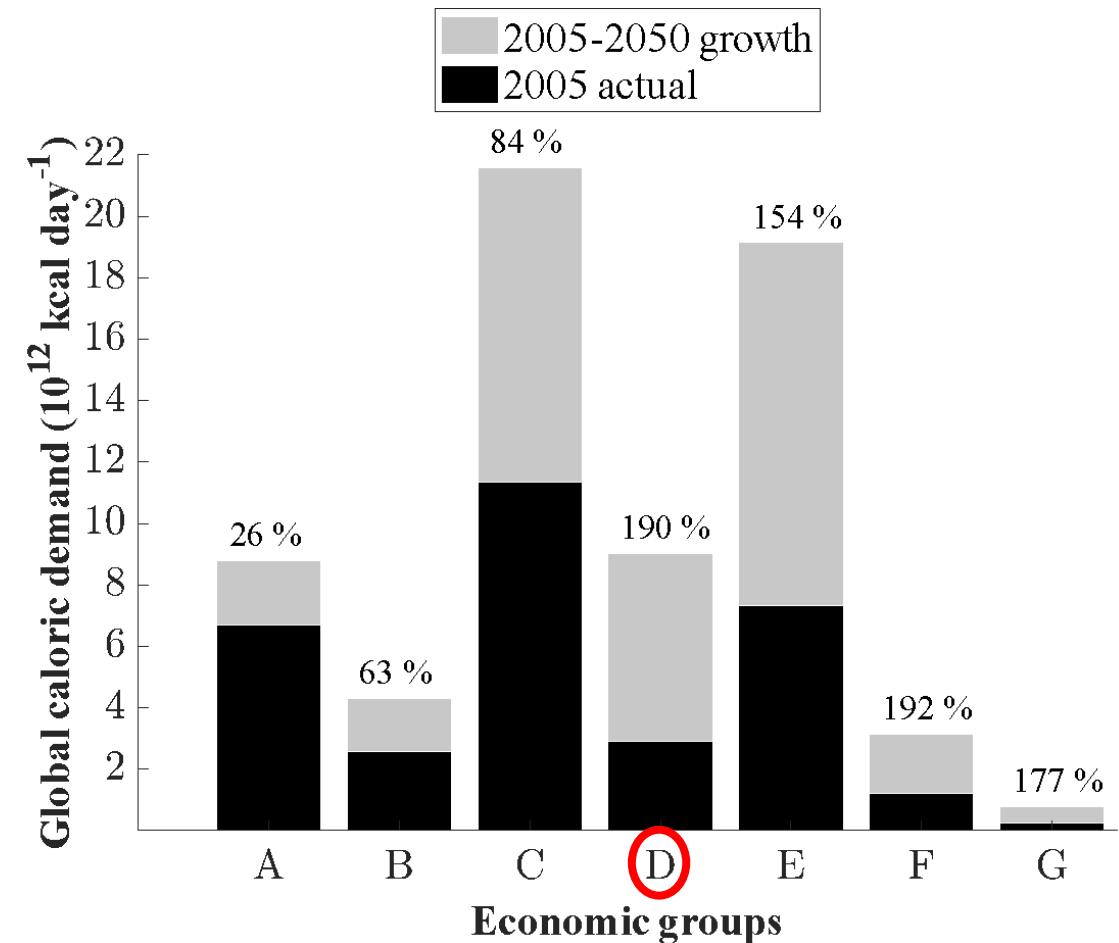
1. Introducción

2. Segmentación de Tipos de Cultivos

3. Machine Learning

4. Aplicaciones

- Agricultura – Retos
 - Reducir **impacto ambiental**
 - Aumento de la **demanda de alimentos**
 - Reducir la brecha de rendimiento (**yield gap**)

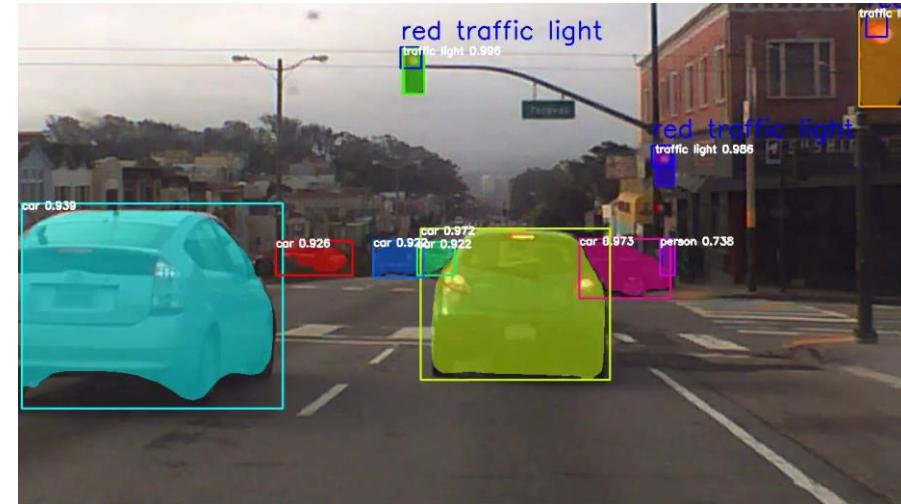


Fuente: FAO – UN (Food and Agriculture Organization of the United Nations)
THENKABAIL, P. S.. *Land resources monitoring, modeling, and mapping with remote sensing*. CRC Press, 2015.

- Agricultura – Soluciones
 - Mapear **tipos de cultivos y área cultivada**
 - Inventarios sobre cultivos
 - Predicción de rendimiento
 - Monitoreo de actividades agrícolas

- Visión por Computador

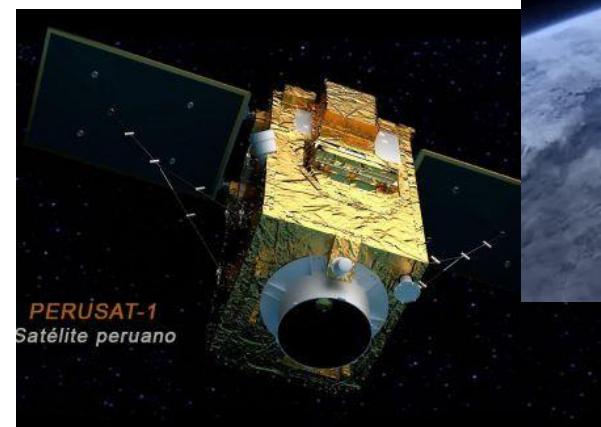
“...cómo las computadoras pueden comprender imágenes o videos digitales y extraer información...”



Introducción

- Teledetección
- “Percepción Remota”, “Remote Sensing”, “Sensoramiento Remoto”

“...adquisición de información sobre un objeto o fenómeno sin hacer contacto físico con el objeto...”



- Teledetección
 - Gran **cobertura**

Introducción



- Teledetección

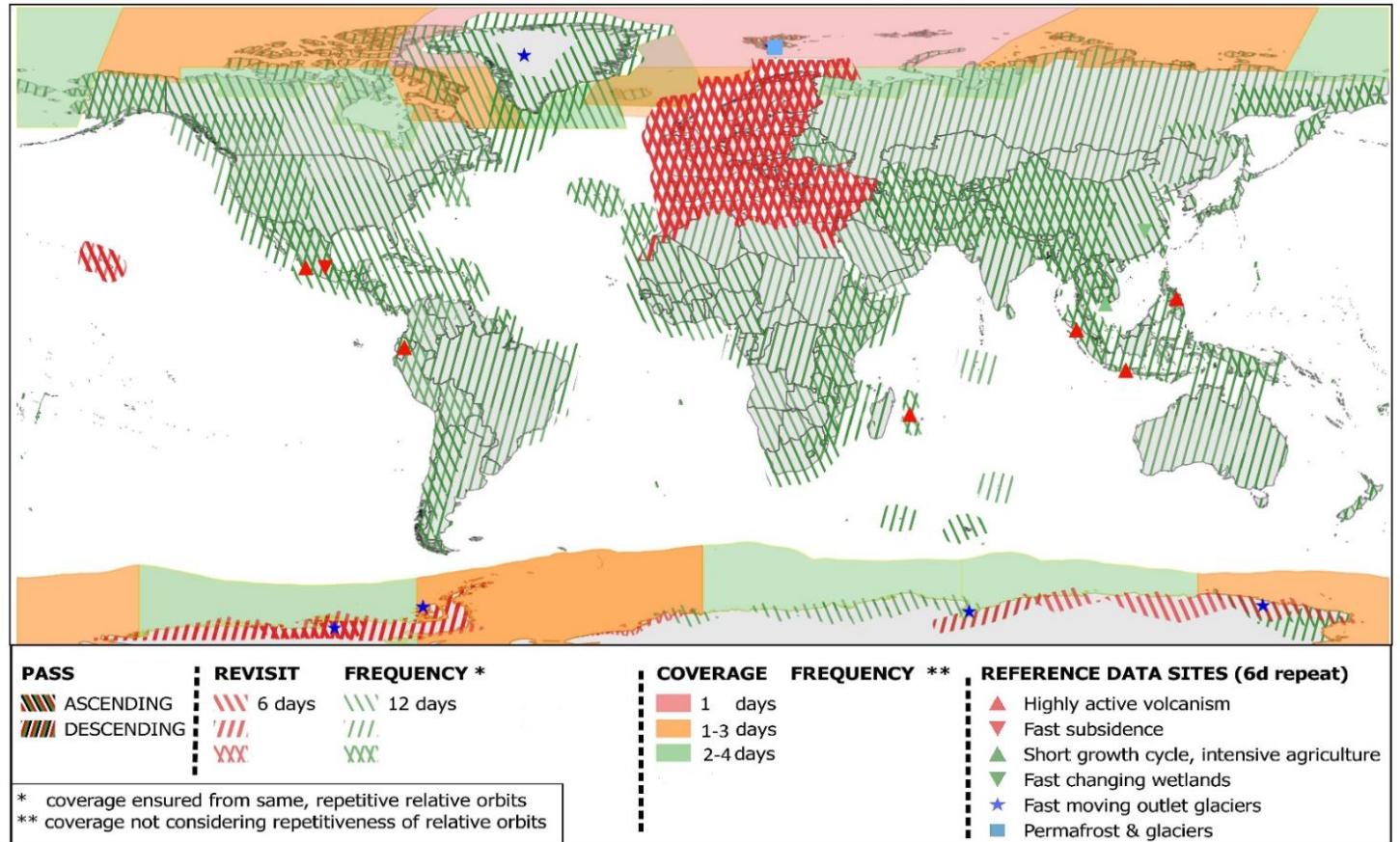
- Gran cobertura

Source: European Space Agency – ESA
(<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-1/observation-scenario>)

Sentinel-1 Constellation Observation Scenario: Revisit & Coverage Frequency



validity start: 02/2018



Introducción



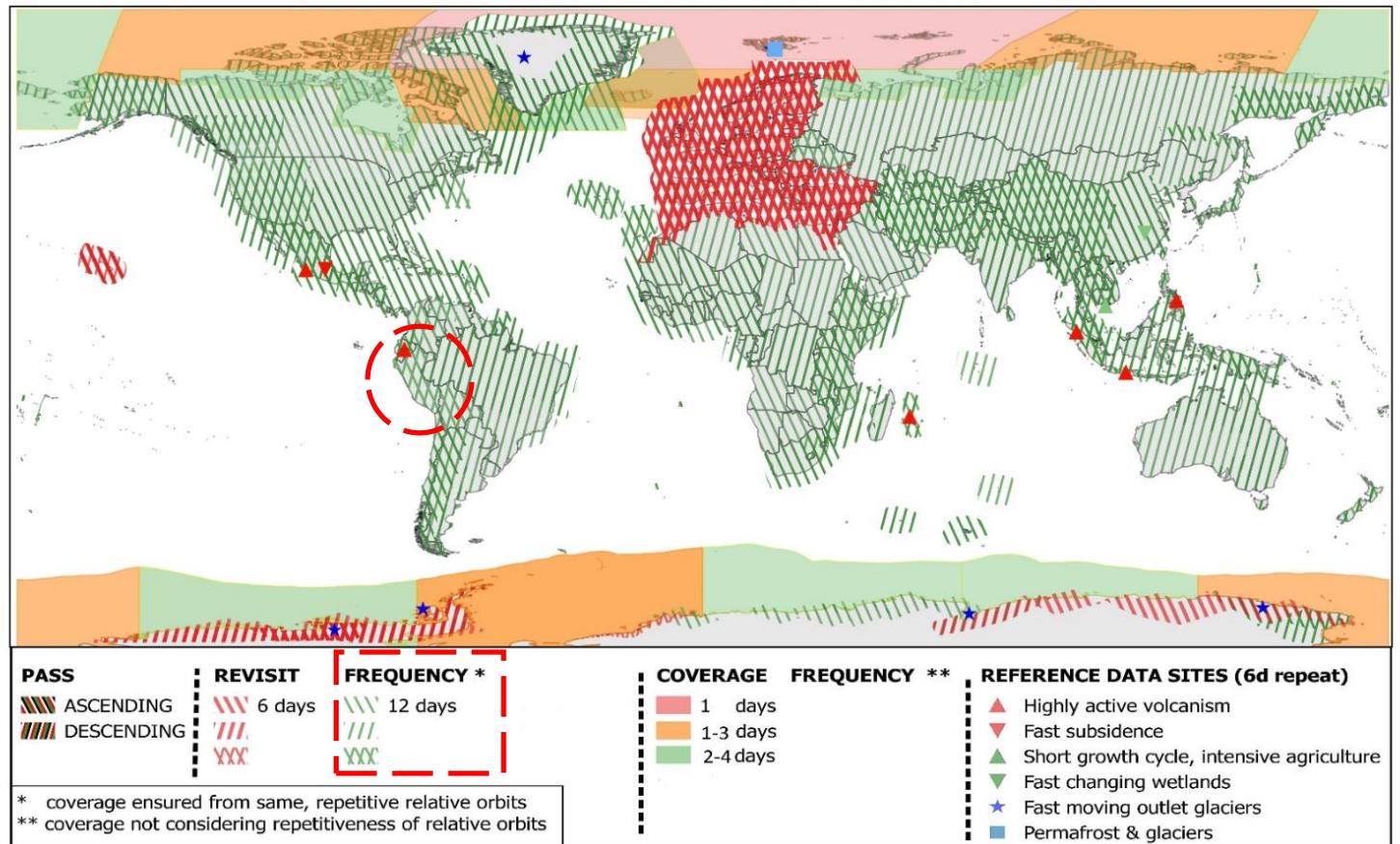
- Teledetección
 - Gran cobertura
 - Alta frecuencia y repetitivo

Source: European Space Agency – ESA
(<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-1/observation-scenario>)

Sentinel-1 Constellation Observation Scenario: Revisit & Coverage Frequency



validity start: 02/2018



Introducción



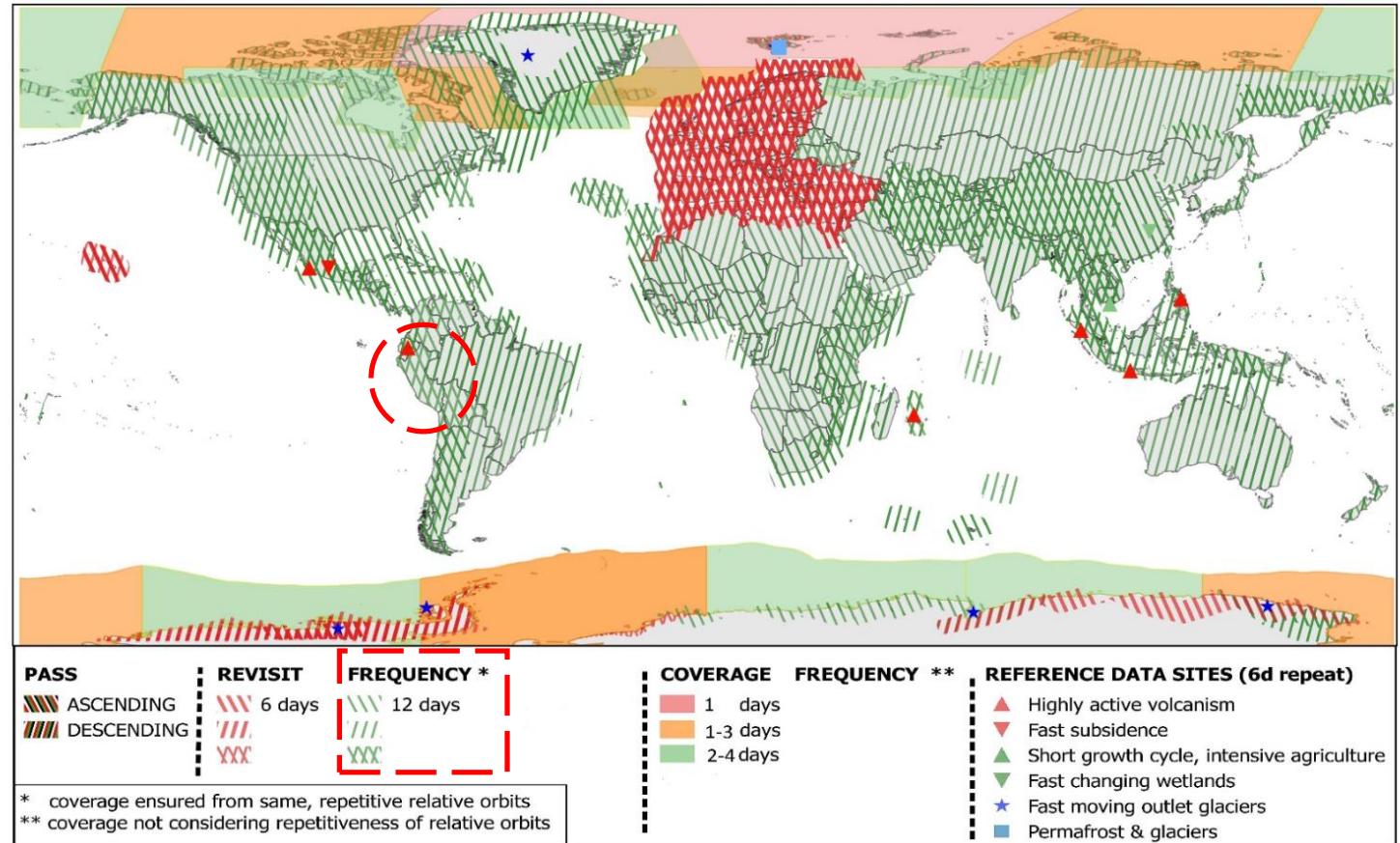
- Teledetección
 - Gran **cobertura**
 - Alta **frecuencia y repetitivo**
 - **Costo relativamente bajo**
 - Resoluciones espaciales
 - **Bajo, medio y alto**

Source: European Space Agency – ESA
(<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-1/observation-scenario>)

Sentinel-1 Constellation Observation Scenario: Revisit & Coverage Frequency



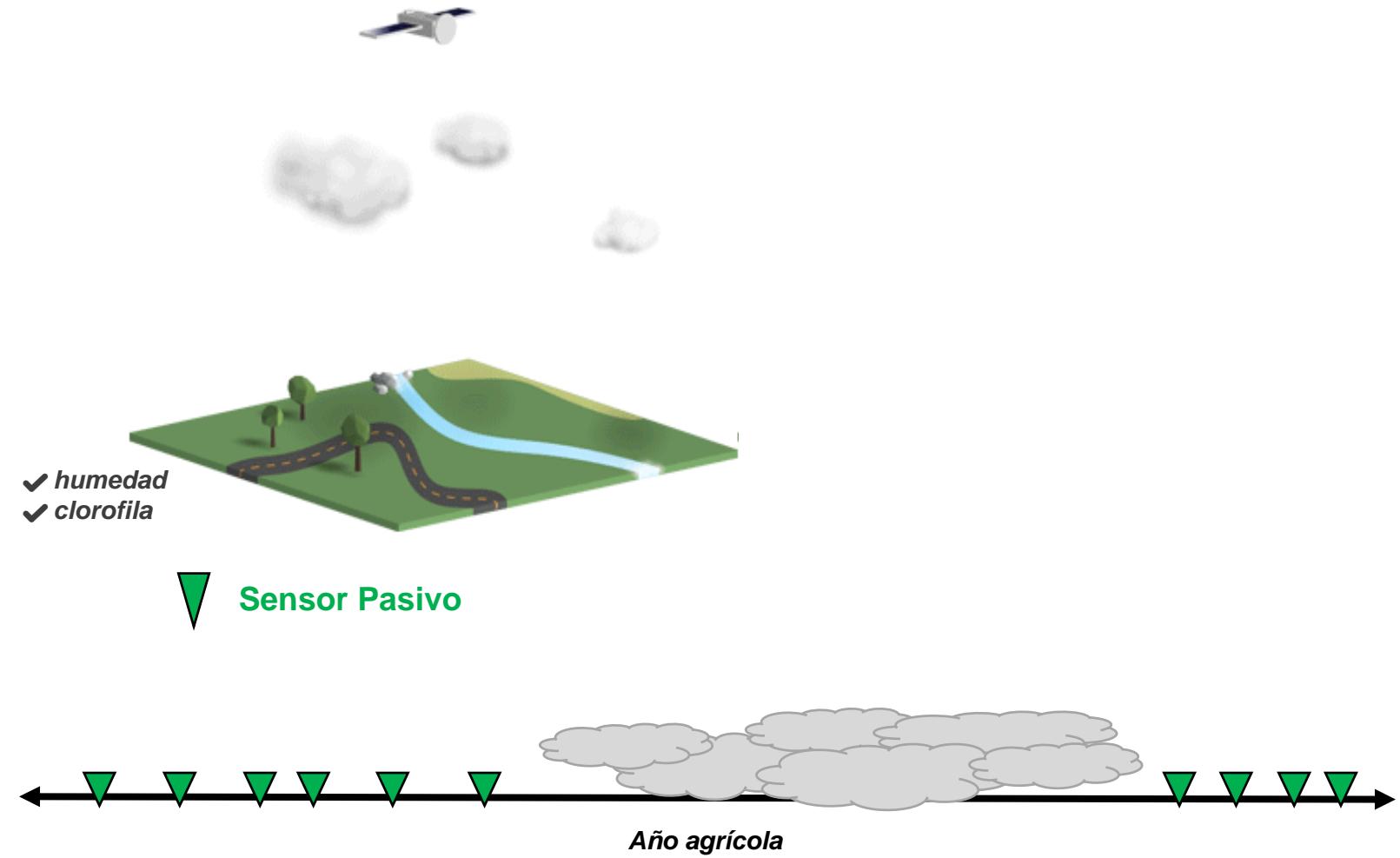
validity start: 02/2018



- Teledetección

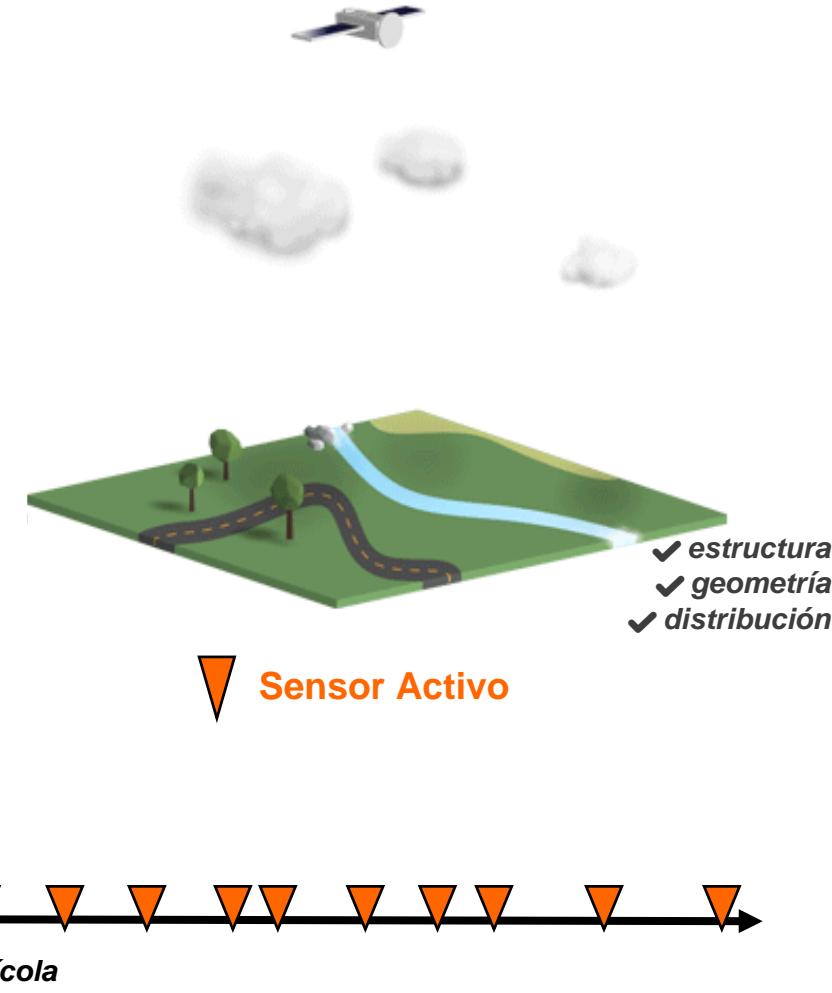
Source: NASA Earth Observatory (<https://earthobservatory.nasa.gov/features/SoilMoisture>)

- Teledetección
 - Sensores pasivos



Source: NASA Earth Observatory (<https://earthobservatory.nasa.gov/features/SoilMoisture>)

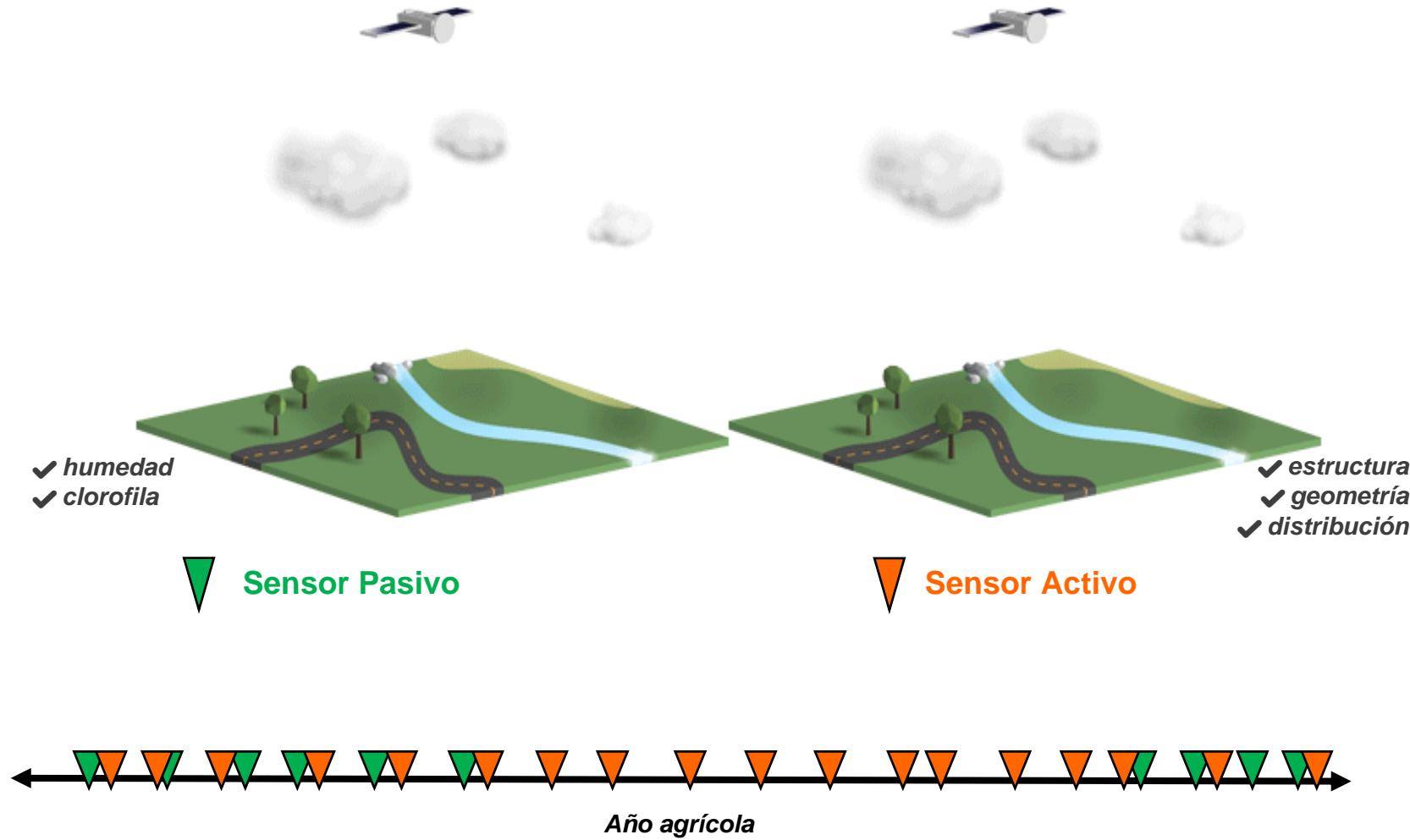
- Teledetección



- Sensores activos

Source: NASA Earth Observatory (<https://earthobservatory.nasa.gov/features/SoilMoisture>)

- Teledetección
 - Sensores pasivos
 - Sensores activos



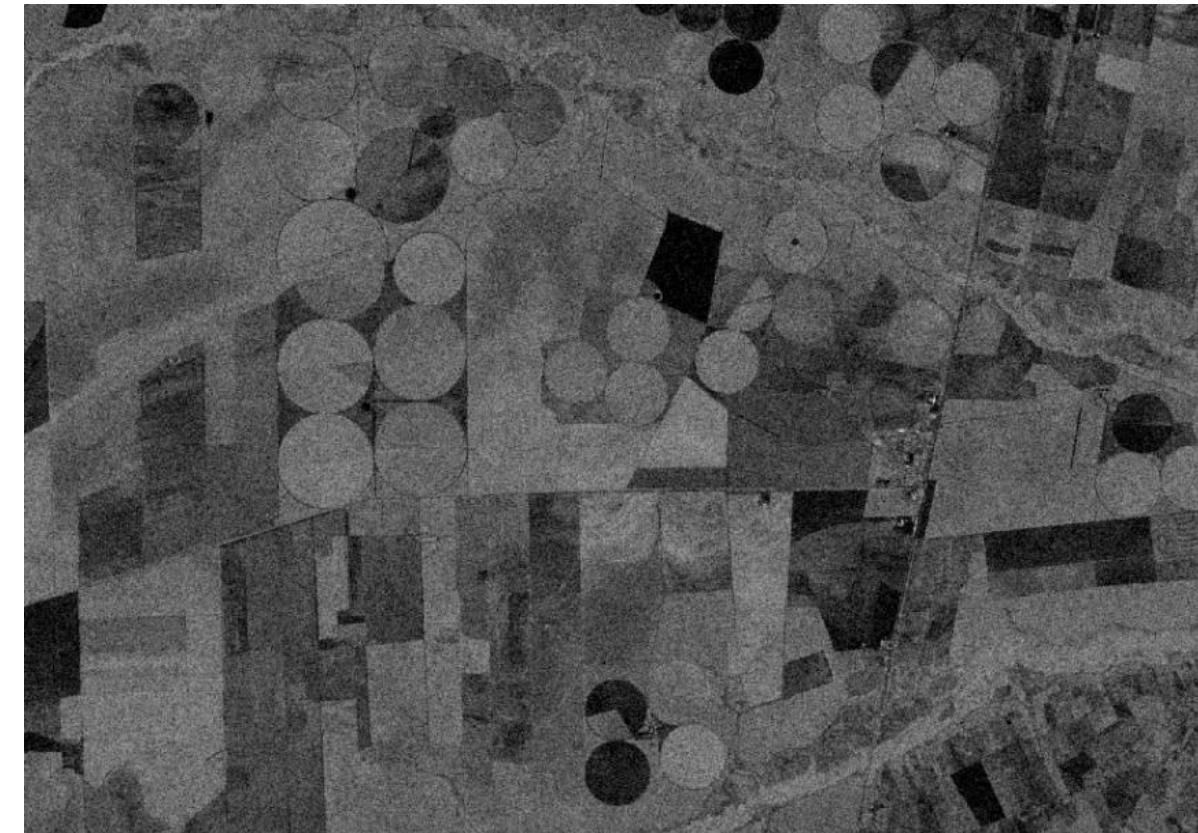
- Teledetección

Composición RGB de imagen Sentinel-2A
adquirida el 19 de Junio, 2018 en Bahia, Brazil



Sensor Pasivo

Banda C, SAR, polarización VH, imagen Sentinel-1A
adquirida el 19 de Junio, 2018 en Bahia, Brazil



Sensor Activo

- Características de Cultivos Agrícolas



- Características de Cultivos Agrícolas
 - Información de contexto
 - “*everything is related to everything else, but near things are more related than distant things*” – Waldo Tobler. (1st Law of Geography)

- Características de Cultivos Agrícolas
 - Información de contexto
 - “*everything is related to everything else, but near things are more related than distant things*” – Waldo Tobler. (1st Law of Geography)
 - Contexto Espacial



- Características de Cultivos Agrícolas

- Información de contexto

- “*everything is related to everything else, but near things are more related than distant things*” – Waldo Tobler. (1st Law of Geography)

- Contexto Espacial



- Contexto Temporal



1. Introducción

2. Segmentación de Tipos de Cultivos

3. Machine Learning

4. Aplicaciones

- **Objetivo:**
 - Mapear tipos de cultivos

Source: Crops identification by using satellite images
<http://www.igik.edu.pl/en/remote-sensing-crop-recognition>

Segmentación de Tipos de Cultivos

- **Objetivo:**
 - Mapear tipos de cultivos



Source: Crops identification by using satellite images
<http://www.igik.edu.pl/en/remote-sensing-crop-recognition>

Segmentación de Tipos de Cultivos

- **Objetivo:**
 - Mapear tipos de cultivos
- **Tipo de Problema:**
 - Segmentación Semántica: “*atribuir a cada pixel de una imagen un valor semántico.*”



Source: *Crops identification by using satellite images*
<http://www.igik.edu.pl/en/remote-sensing-crop-recognition>

Segmentación de Tipos de Cultivos

- **Objetivo:**
 - Mapear tipos de cultivos
- **Tipo de Problema:**
 - Segmentación Semántica: “atribuir a cada pixel de una imagen un valor semántico.”
- **Datos:**
 - Imágenes de Satélite, Drones, Aeronaves



Source: Crops identification by using satellite images
<http://www.igik.edu.pl/en/remote-sensing-crop-recognition>

Segmentación de Tipos de Cultivos

- **Objetivo:**
 - Mapear tipos de cultivos
- **Tipo de Problema:**
 - Segmentación Semántica: “*atribuir a cada pixel de una imagen un valor semántico.*”
- **Datos:**
 - Imágenes de Satélite, Drones, Aeronaves
 - Sensores activos y/o pasivos



Source: *Crops identification by using satellite images*
<http://www.igik.edu.pl/en/remote-sensing-crop-recognition>

Segmentación de Tipos de Cultivos

- **Objetivo:**
 - Mapear tipos de cultivos
- **Tipo de Problema:**
 - Segmentación Semántica: “atribuir a cada pixel de una imagen un valor semántico.”
- **Datos:**
 - Imágenes de Satélite, Drones, Aeronaves
 - Sensores activos y/o pasivos
 - Mono o Multi temporal



Source: Crops identification by using satellite images
<http://www.igik.edu.pl/en/remote-sensing-crop-recognition>

Segmentación de Tipos de Cultivos

- **Objetivo:**
 - Mapear tipos de cultivos
- **Tipo de Problema:**
 - Segmentación Semántica: “*atribuir a cada pixel de una imagen un valor semántico.*”
- **Datos:**
 - Imágenes de Satélite, Drones, Aeronaves
 - Sensores activos y/o pasivos
 - Mono o Multi temporal
 - Diferentes resoluciones espaciales



Source: *Crops identification by using satellite images*
<http://www.igik.edu.pl/en/remote-sensing-crop-recognition>

Segmentación de Tipos de Cultivos

- **Objetivo:**
 - Mapear tipos de cultivos
- **Tipo de Problema:**
 - Segmentación Semántica: “*atribuir a cada pixel de una imagen un valor semántico.*”
- **Datos:**
 - Imágenes de Satélite, Drones, Aeronaves
 - Sensores activos y/o pasivos
 - Mono o Multi temporal
 - Diferentes resoluciones espaciales
 - Información: Espectral, espacial, temporal



Source: Crops identification by using satellite images
<http://www.igik.edu.pl/en/remote-sensing-crop-recognition>

1. Introducción

2. Segmentación de Tipos de Cultivos

3. Machine Learning

4. Aplicaciones

*“Estudio científico de **algoritmos** y modelos **estadísticos** que utilizan los sistemas informáticos para realizar una **tarea específica** sin utilizar instrucciones explícitas.”*

*“Estudio científico de **algoritmos** y modelos **estadísticos** que utilizan los sistemas informáticos para realizar una **tarea específica** sin utilizar instrucciones explícitas.”*



*“Estudio científico de **algoritmos** y modelos **estadísticos** que utilizan los sistemas informáticos para realizar una **tarea específica** sin utilizar instrucciones explícitas.”*



*“Estudio científico de **algoritmos** y modelos **estadísticos** que utilizan los sistemas informáticos para realizar una **tarea específica** sin utilizar instrucciones explícitas.”*

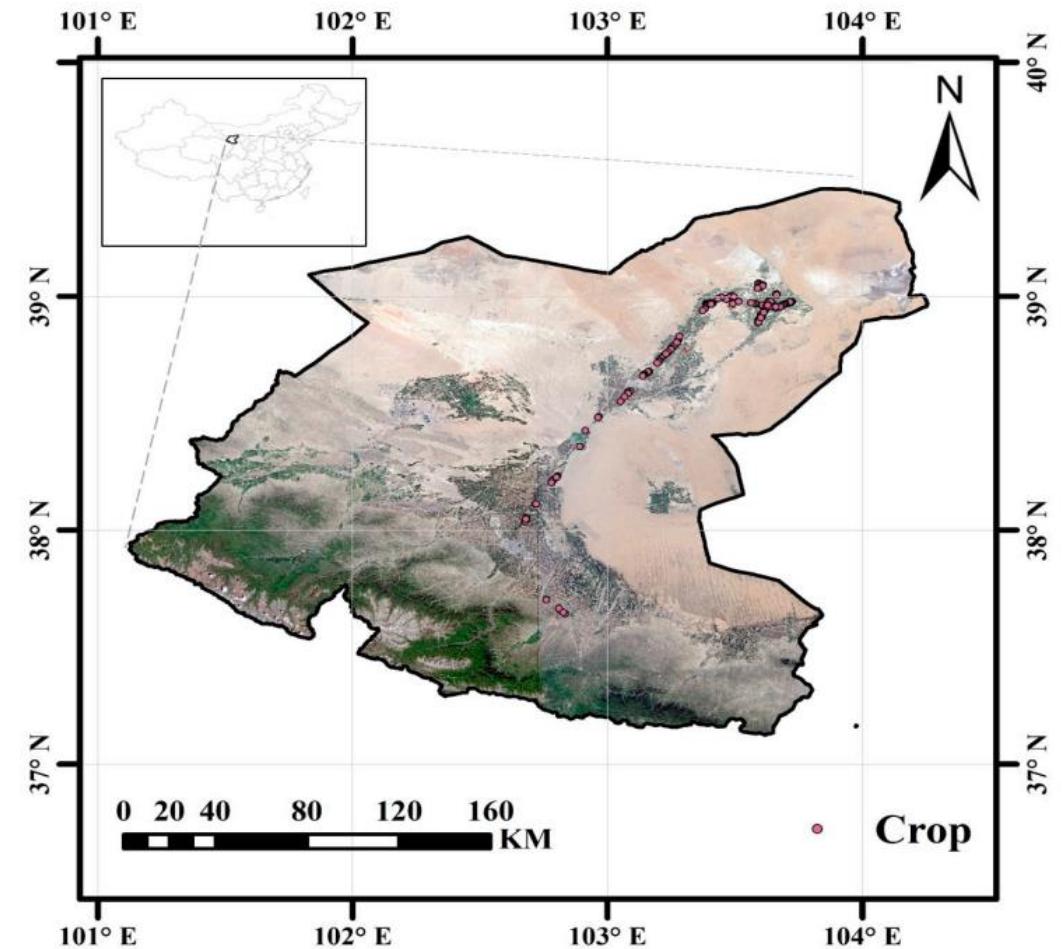


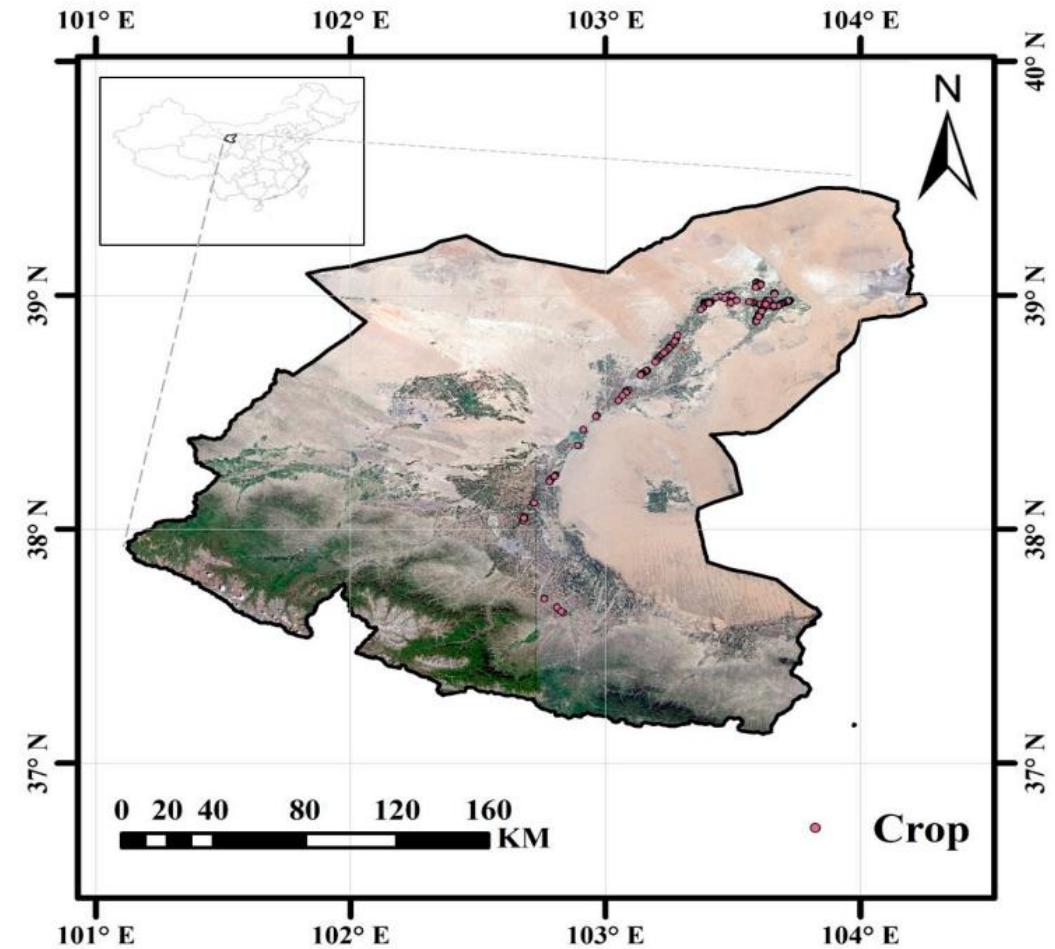
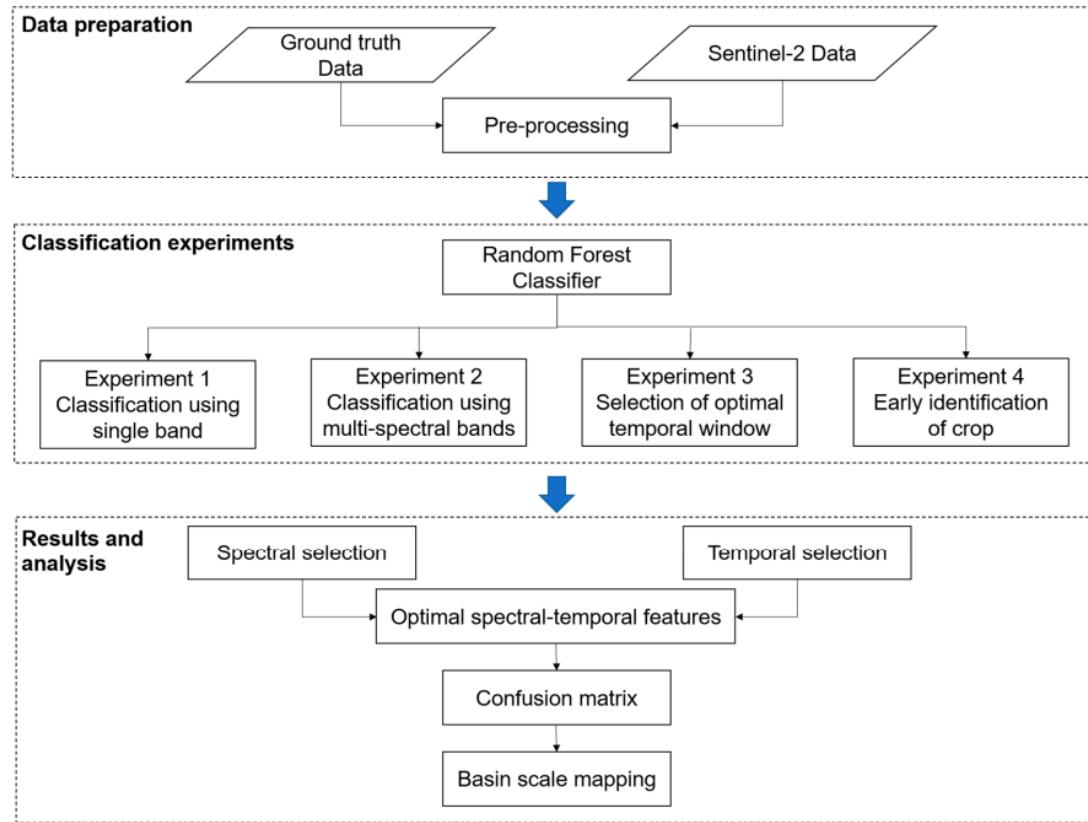
*“Estudio científico de **algoritmos** y modelos **estadísticos** que utilizan los sistemas informáticos para realizar una **tarea específica** sin utilizar instrucciones explícitas.”*

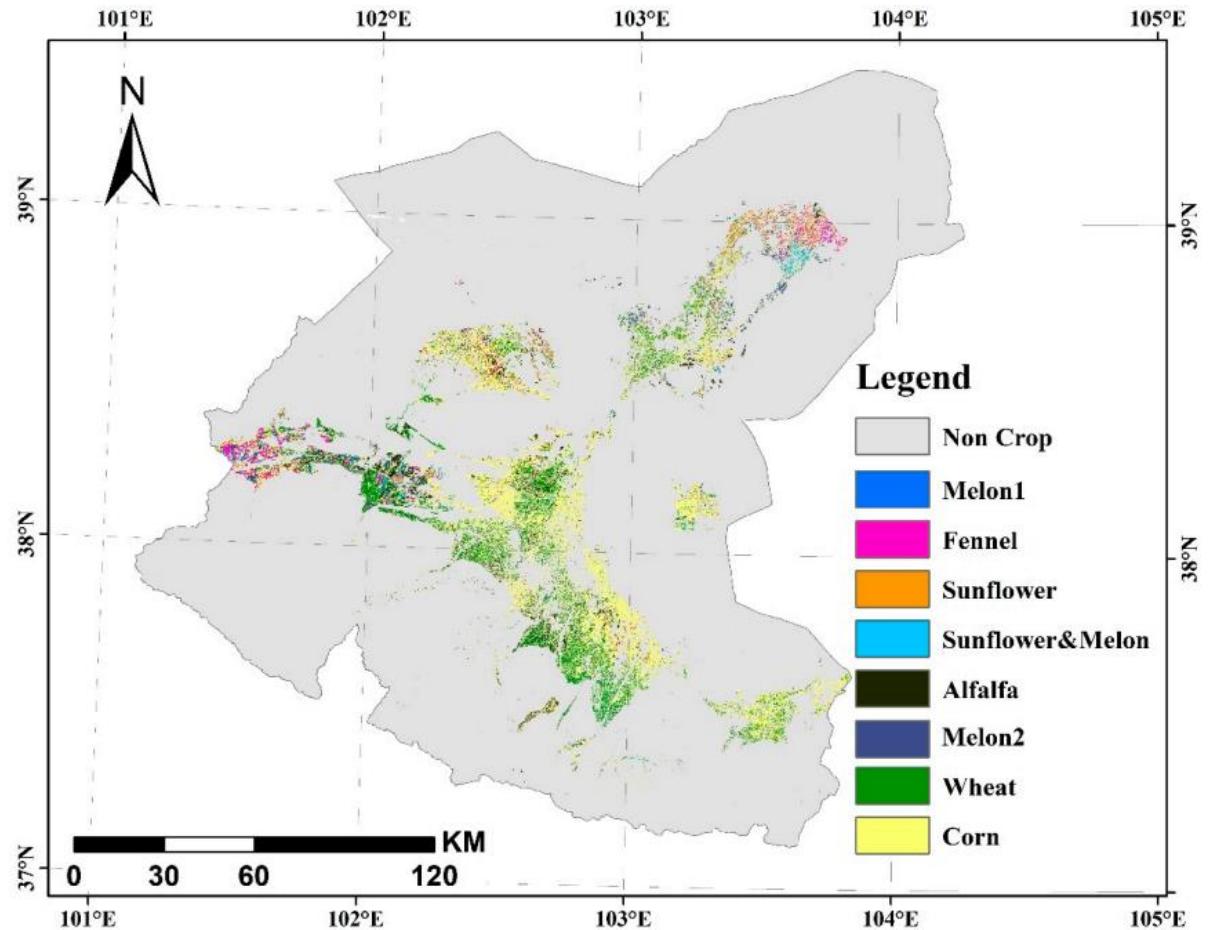
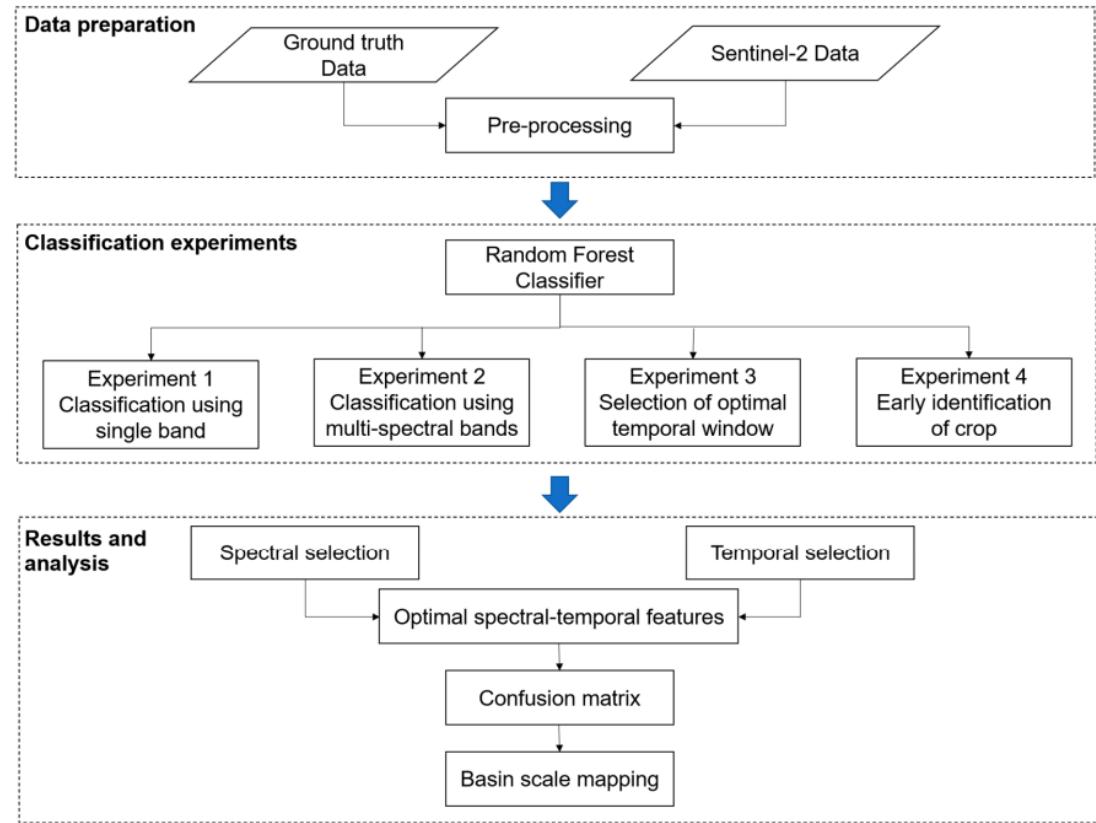


*“Estudio científico de **algoritmos** y modelos **estadísticos** que utilizan los sistemas informáticos para realizar una **tarea específica** sin utilizar instrucciones explícitas.”*









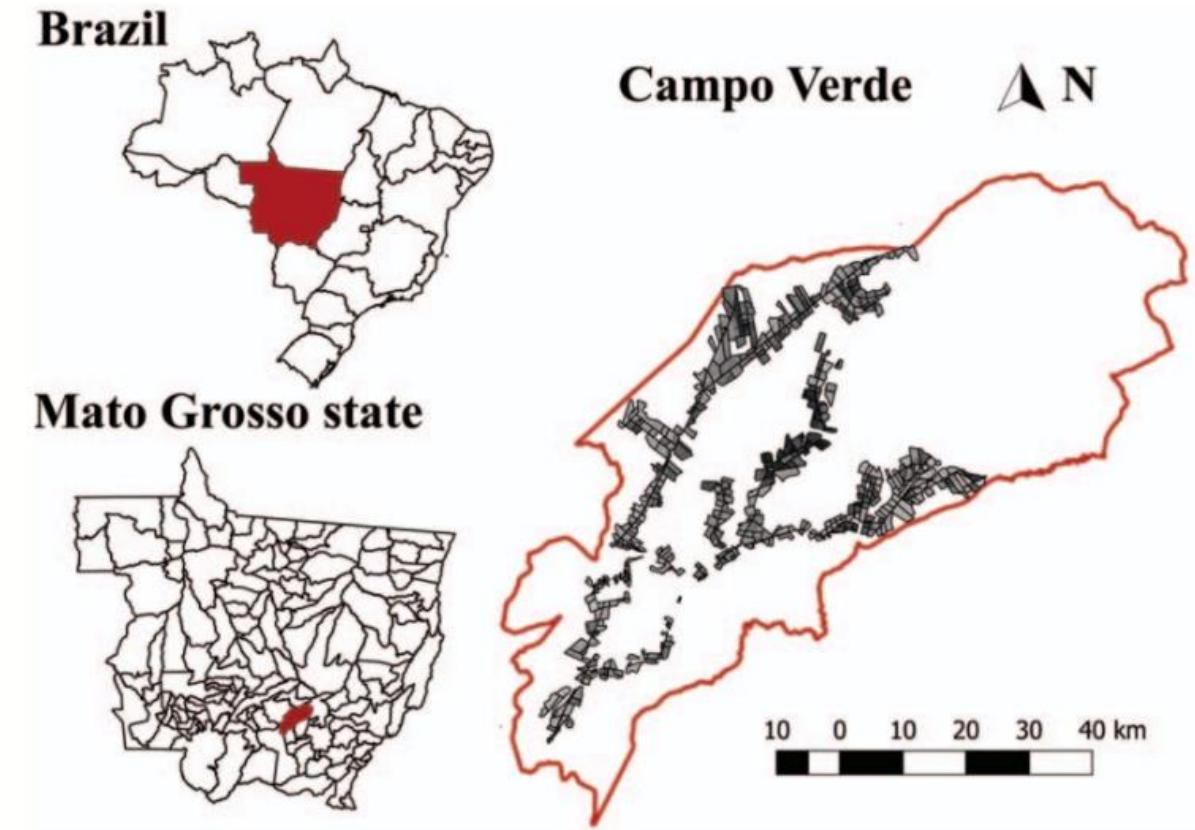


Fig. 5. Study area: Campo Verde, Mato Grosso state, Brazil.

Machine Learning

Castro, J. D. B., Feitosa, R. Q., La Rosa, L. C., Diaz, P. M. A., & Sanches, I. D. A. A comparative analysis of deep learning techniques for sub-tropical crop types recognition from multitemporal optical/SAR image sequences. In 2017 30th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI) (pp. 382-389).

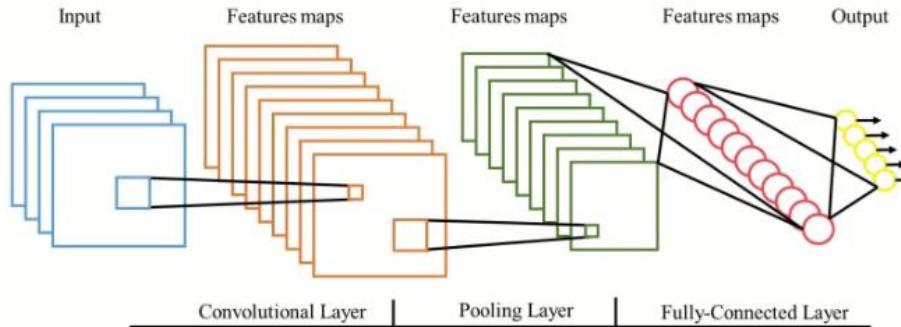


Fig. 2. CNNs basic architecture.

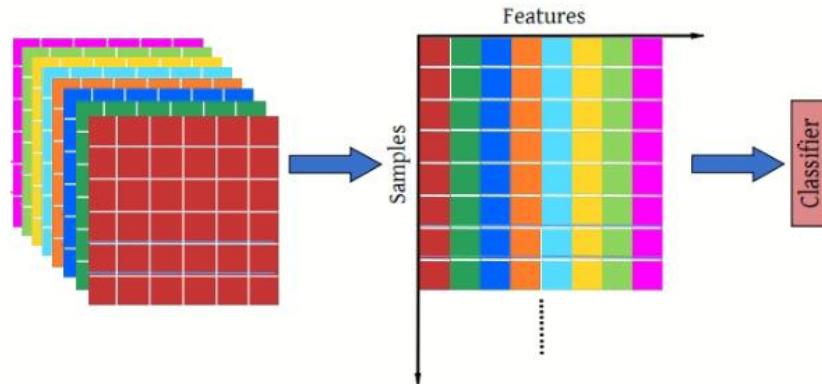


Fig. 3. Image Stacking. First, images in a multitemporal sequence are stacked. Then, a classification algorithm is trained using this stack.

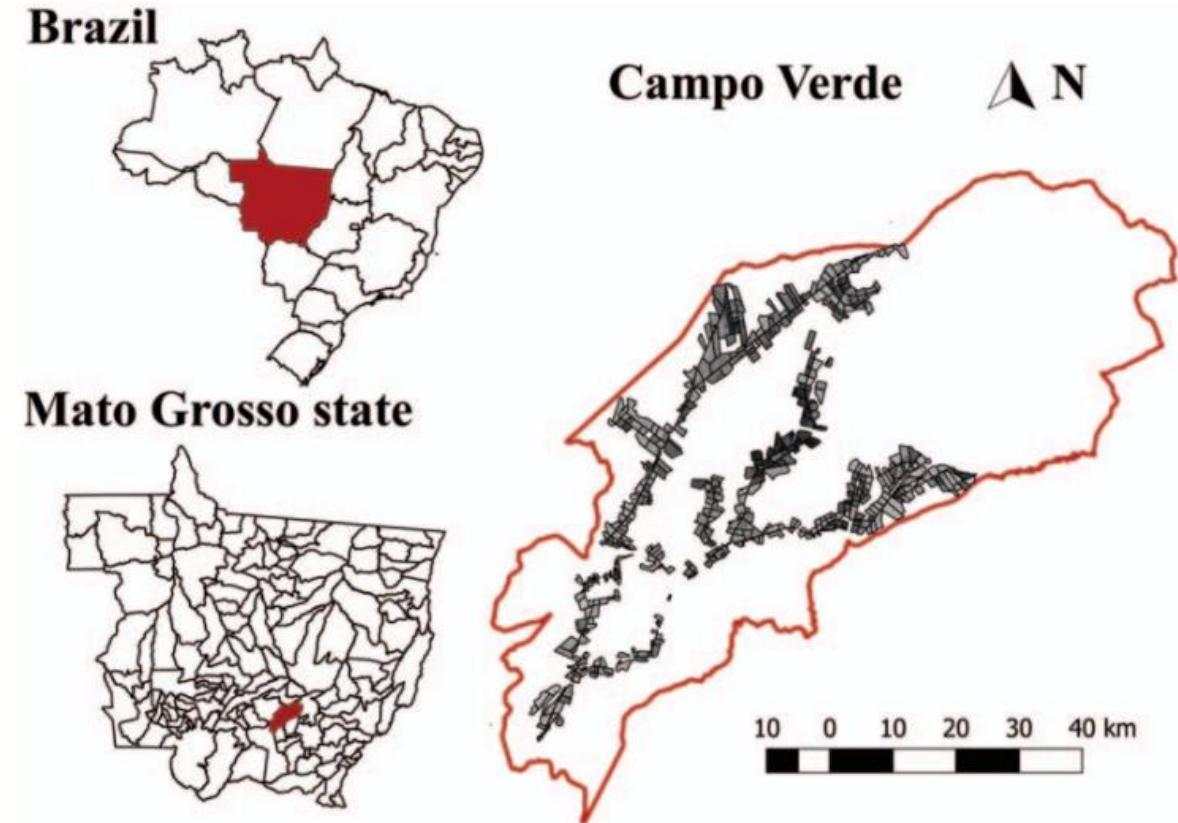


Fig. 5. Study area: Campo Verde, Mato Grosso state, Brazil.

Machine Learning

Castro, J. D. B., Feitosa, R. Q., La Rosa, L. C., Diaz, P. M. A., & Sanches, I. D. A. A comparative analysis of deep learning techniques for sub-tropical crop types recognition from multitemporal optical/SAR image sequences. In 2017 30th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI) (pp. 382-389).



PUCP | **QLAB**

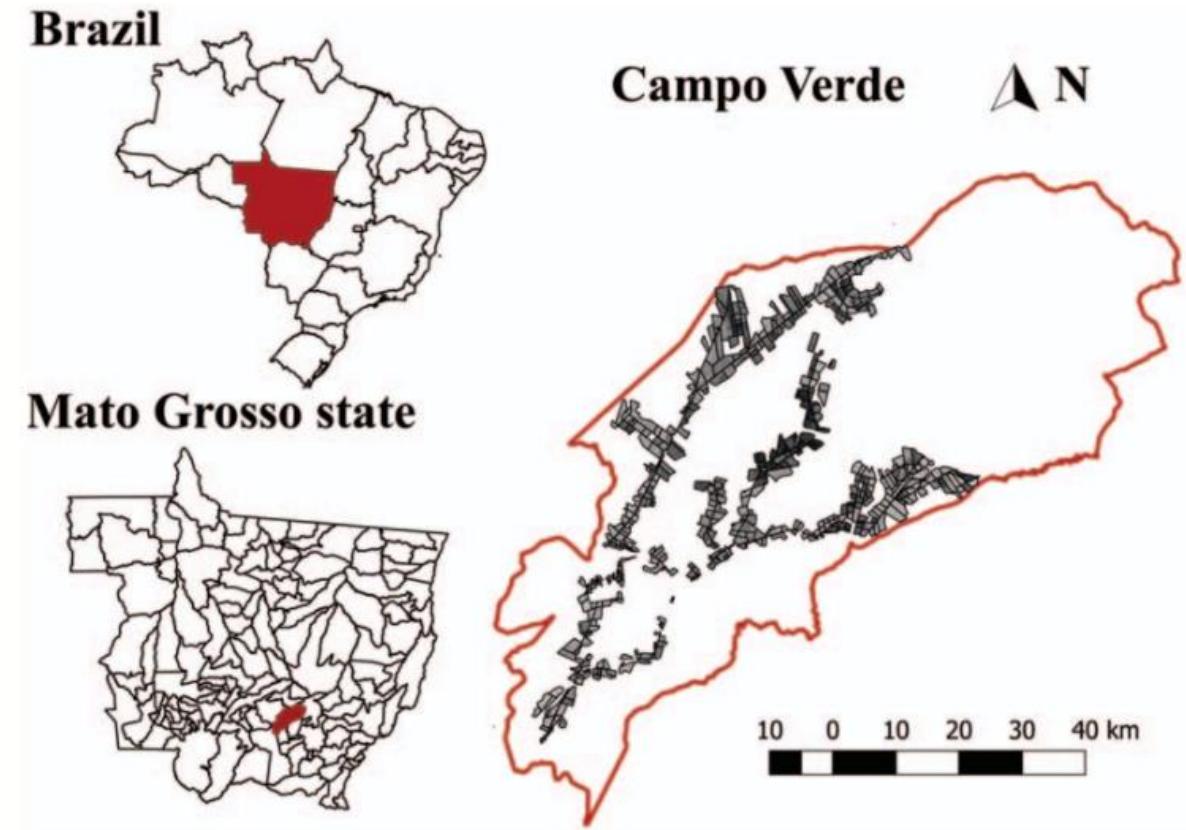
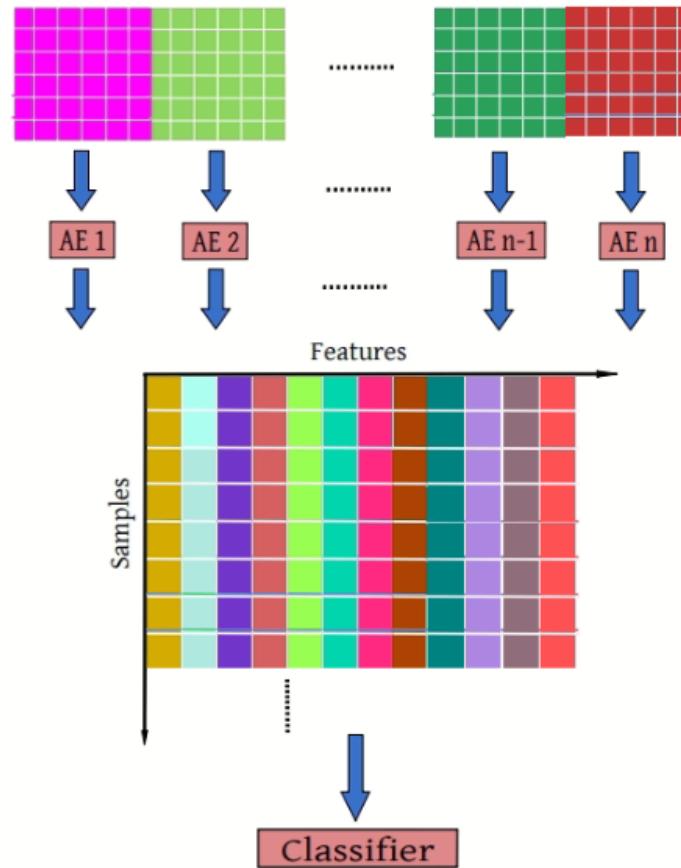


Fig. 5. Study area: Campo Verde, Mato Grosso state, Brazil.

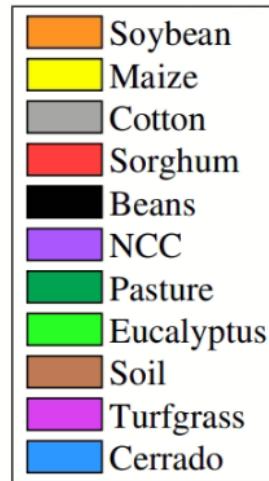
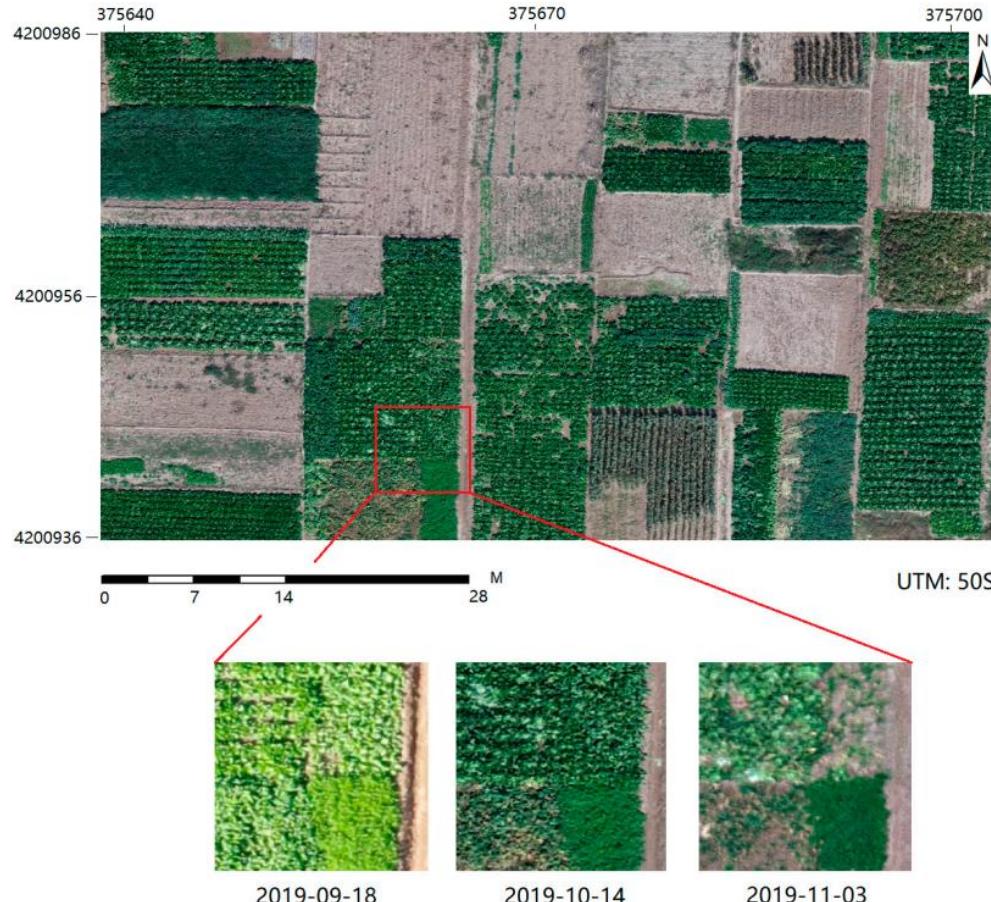
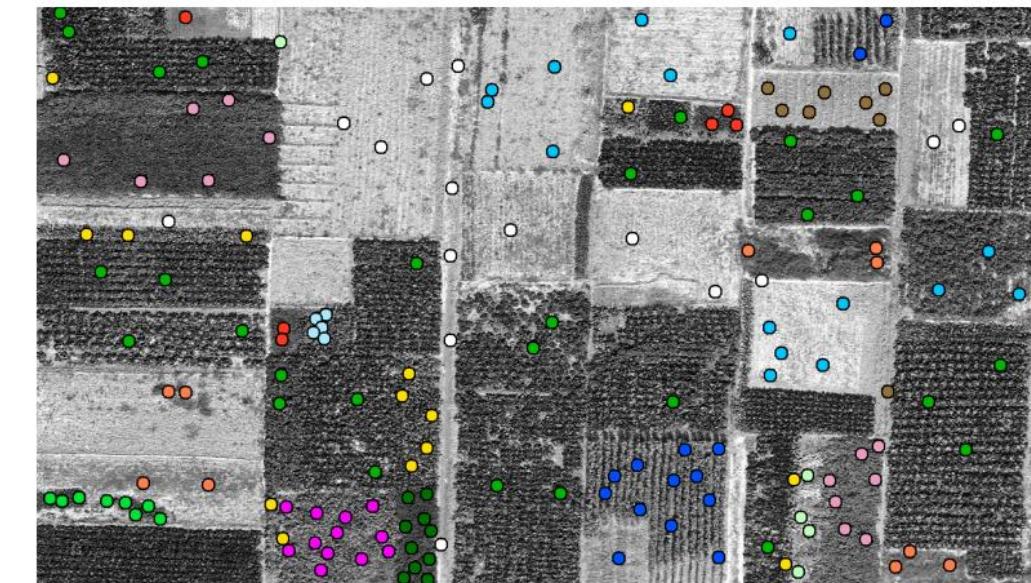
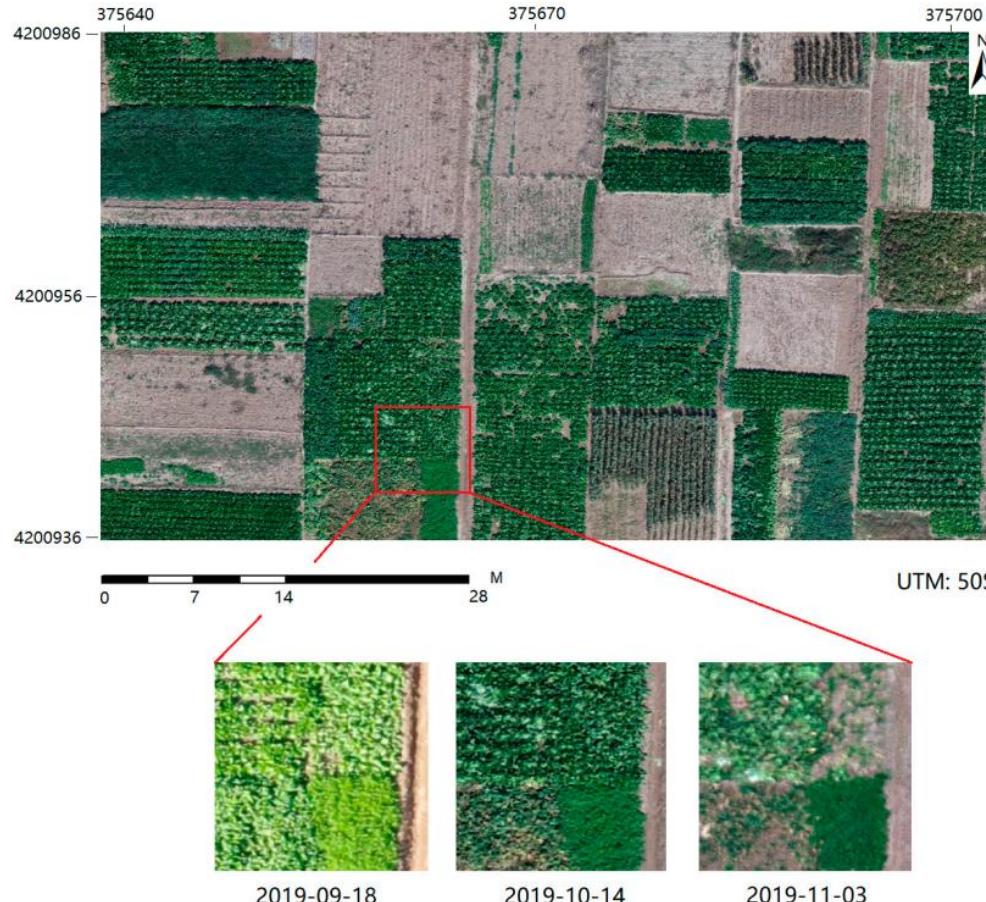
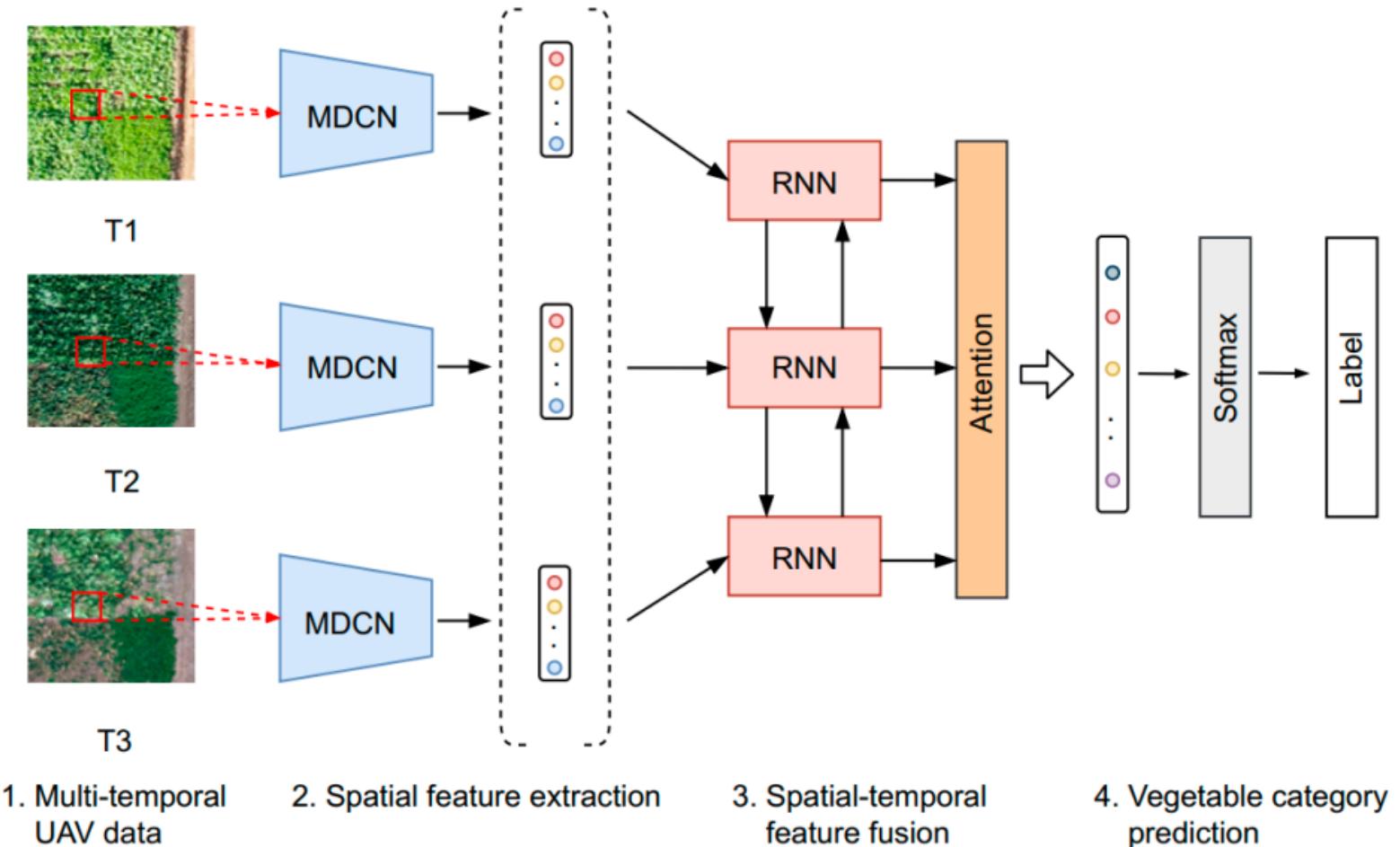


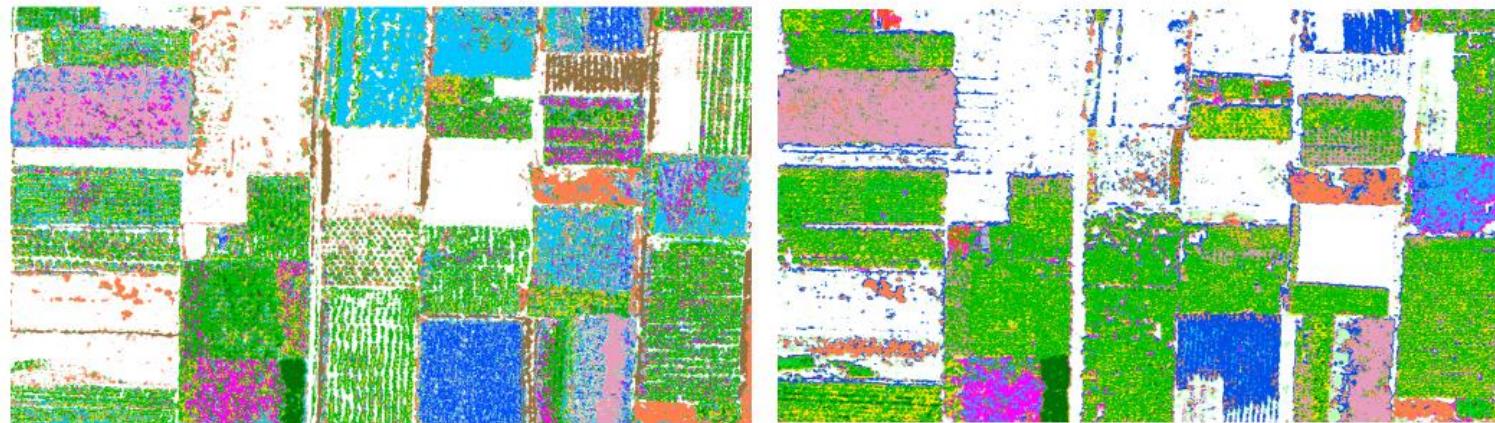
Fig. 14. Prediction maps of a selected interest region of *Campo Verde* dataset. (a) is the reference map, (b), (c) and (d) are the *IS* approach prediction maps for sequence lengths of 1, 3 and 6, respectively. (e), (f) and (g) are the corresponding *SMCNN* approach predictions maps.





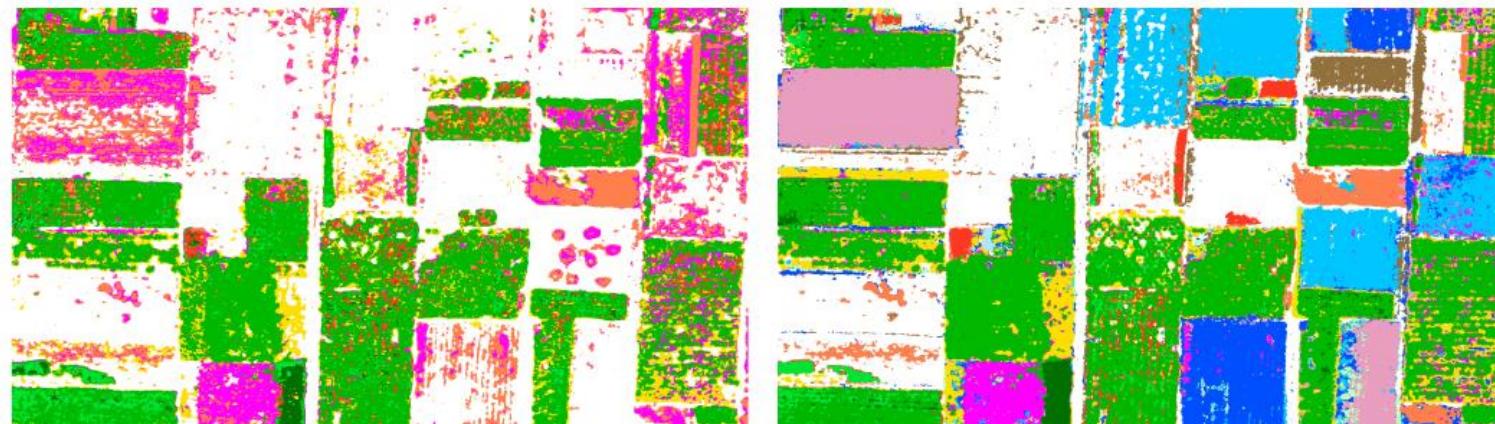
carrot Chinese cabbage leaf mustard turnip spinach kohlrabi potherb
millet sweet potato bare soil weed corn soybean scallion





(a)

(b)



(c)

(d)

carrot	Chinese cabbage	leaf mustard	turnip	spinach	kohlrabi	potherb
millet	sweet potato	bare soil	weed	corn	soybean	scallion

(e)

1. Introducción
2. Segmentación de Tipos de Cultivos
3. Machine Learning
4. Aplicaciones

- Mejor comprensión de las prácticas agrícolas regionales.

- Mejor comprensión de las prácticas agrícolas regionales.
- Inventario de lo que se cultivó en ciertas áreas y cuándo.

- Mejor comprensión de las prácticas agrícolas regionales.
- Inventario de lo que se cultivó en ciertas áreas y cuándo.
- Pronosticar el suministro de granos (predicción del rendimiento).

- Mejor comprensión de las prácticas agrícolas regionales.
- Inventario de lo que se cultivó en ciertas áreas y cuándo.
- Pronosticar el suministro de granos (predicción del rendimiento).
- Recopilar estadísticas de producción de cultivos.

- Mejor comprensión de las prácticas agrícolas regionales.
- Inventario de lo que se cultivó en ciertas áreas y cuándo.
- Pronosticar el suministro de granos (predicción del rendimiento).
- Recopilar estadísticas de producción de cultivos.
- Crear registros de rotación de cultivos.

- Mejor comprensión de las prácticas agrícolas regionales.
- Inventario de lo que se cultivó en ciertas áreas y cuándo.
- Pronosticar el suministro de granos (predicción del rendimiento).
- Recopilar estadísticas de producción de cultivos.
- Crear registros de rotación de cultivos.
- Mapear la productividad del suelo.

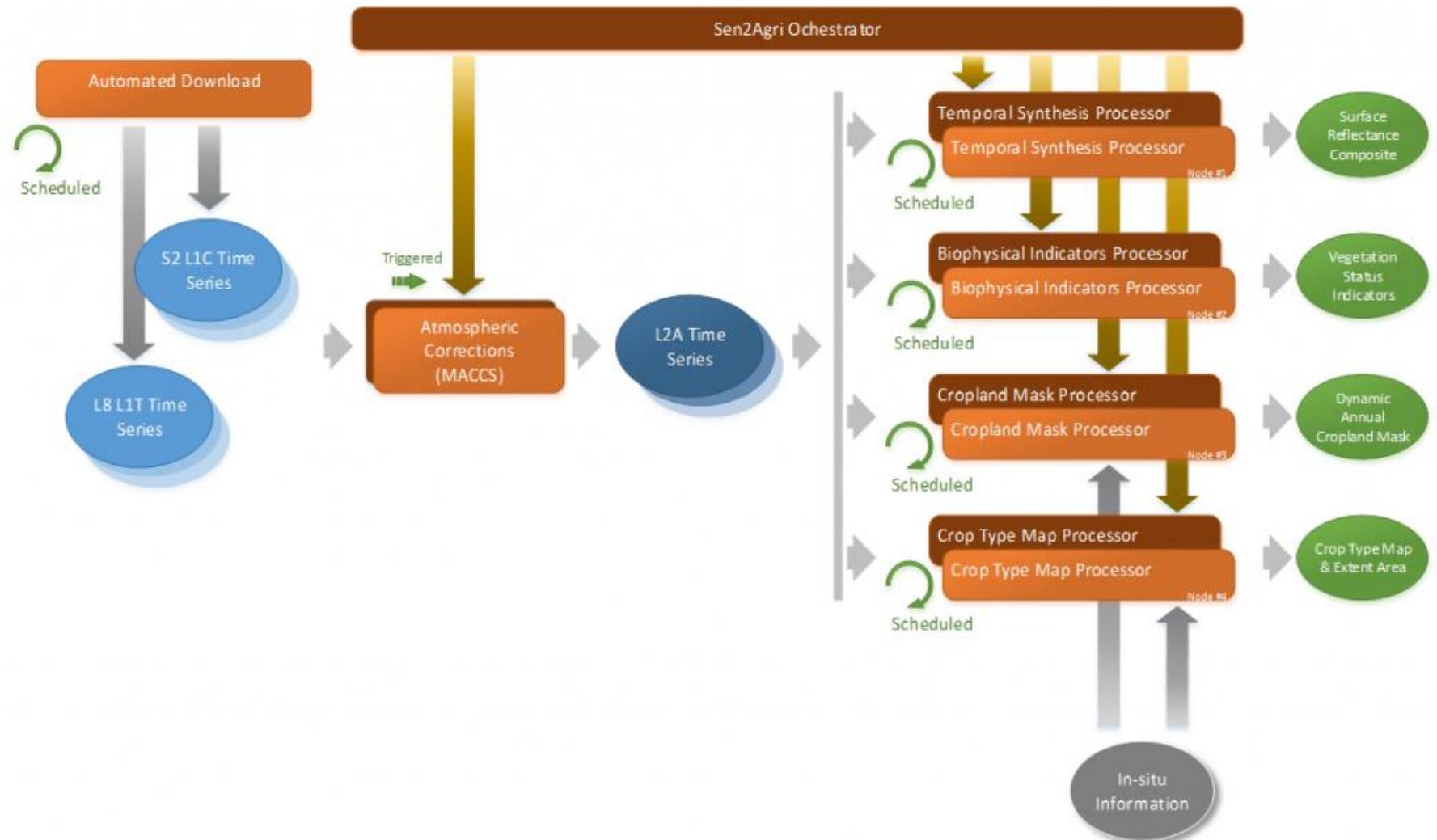
- Mejor comprensión de las prácticas agrícolas regionales.
- Inventario de lo que se cultivó en ciertas áreas y cuándo.
- Pronosticar el suministro de granos (predicción del rendimiento).
- Recopilar estadísticas de producción de cultivos.
- Crear registros de rotación de cultivos.
- Mapear la productividad del suelo.
- Identificar los factores de estrés de los cultivos.

- Mejor comprensión de las prácticas agrícolas regionales.
- Inventario de lo que se cultivó en ciertas áreas y cuándo.
- Pronosticar el suministro de granos (predicción del rendimiento).
- Recopilar estadísticas de producción de cultivos.
- Crear registros de rotación de cultivos.
- Mapear la productividad del suelo.
- Identificar los factores de estrés de los cultivos.
- Evaluar los daños a los cultivos debido a tormentas y sequías.

- Mejor comprensión de las prácticas agrícolas regionales.
- Inventario de lo que se cultivó en ciertas áreas y cuándo.
- Pronosticar el suministro de granos (predicción del rendimiento).
- Recopilar estadísticas de producción de cultivos.
- Crear registros de rotación de cultivos.
- Mapear la productividad del suelo.
- Identificar los factores de estrés de los cultivos.
- Evaluar los daños a los cultivos debido a tormentas y sequías.
- Monitorear la actividad agrícola.

<http://www.esa-sen2agri.org/>

Sen2-Agri System



Aplicaciones



PUCP | QLAB

<http://sissic.minagri.gob.pe/sissic>

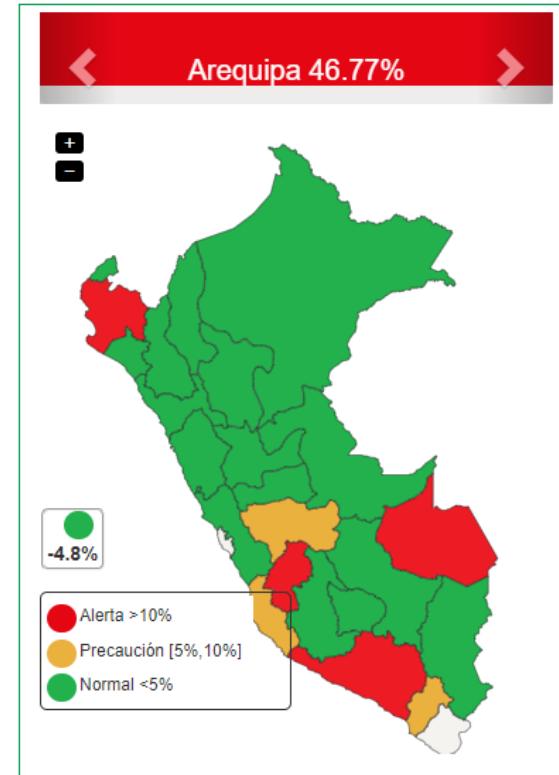
MIDAGRI

Sistema de Información
de Cultivos



SISTEMA DE INFORMACIÓN DE CULTIVOS

Campaña 2020-2021 Siembras 2020-2021 MAIZ AMARILLO Seleccione ur Seleccione ur



CULTIVO : MAIZ AMARILLO DURO
El promedio en hectáreas (ha) corresponde al periodo 2015 - 2019.

Zona	Prom. (ha)	2020-2021 Monitoreo (ha.)	%	Prom.	Agosto Monitoreo (ha.)	%	Prom.	Setiembre Monitoreo (ha.)
Nacional	276824	263446	-4.8	26706	26862	0.6	41534	40263
Amazonas	12361	11209	-9.32	595	551	-7.4	356	101
Ancash	18162	15902	-12.44	1771	1204	-32	1825	123
Apurímac	1823	1902	4.33	9	17	88.9	14	91
Arequipa	201	295	46.77	0	24	0	2	5
Ayacucho	854	849	-0.59	57	260	356.1	330	23
Cajamarca	18361	18501	0.76	456	581	27.4	817	94
Cusco	2735	2798	2.3	249	358	43.8	969	12
Huancavelica	369	537	45.53	8	27	237.5	18	10
Huanuco	11585	9719	-16.11	1679	1218	-27.5	2911	26
Ica	19916	21167	6.28	941	623	-33.8	1548	11

Aplicaciones

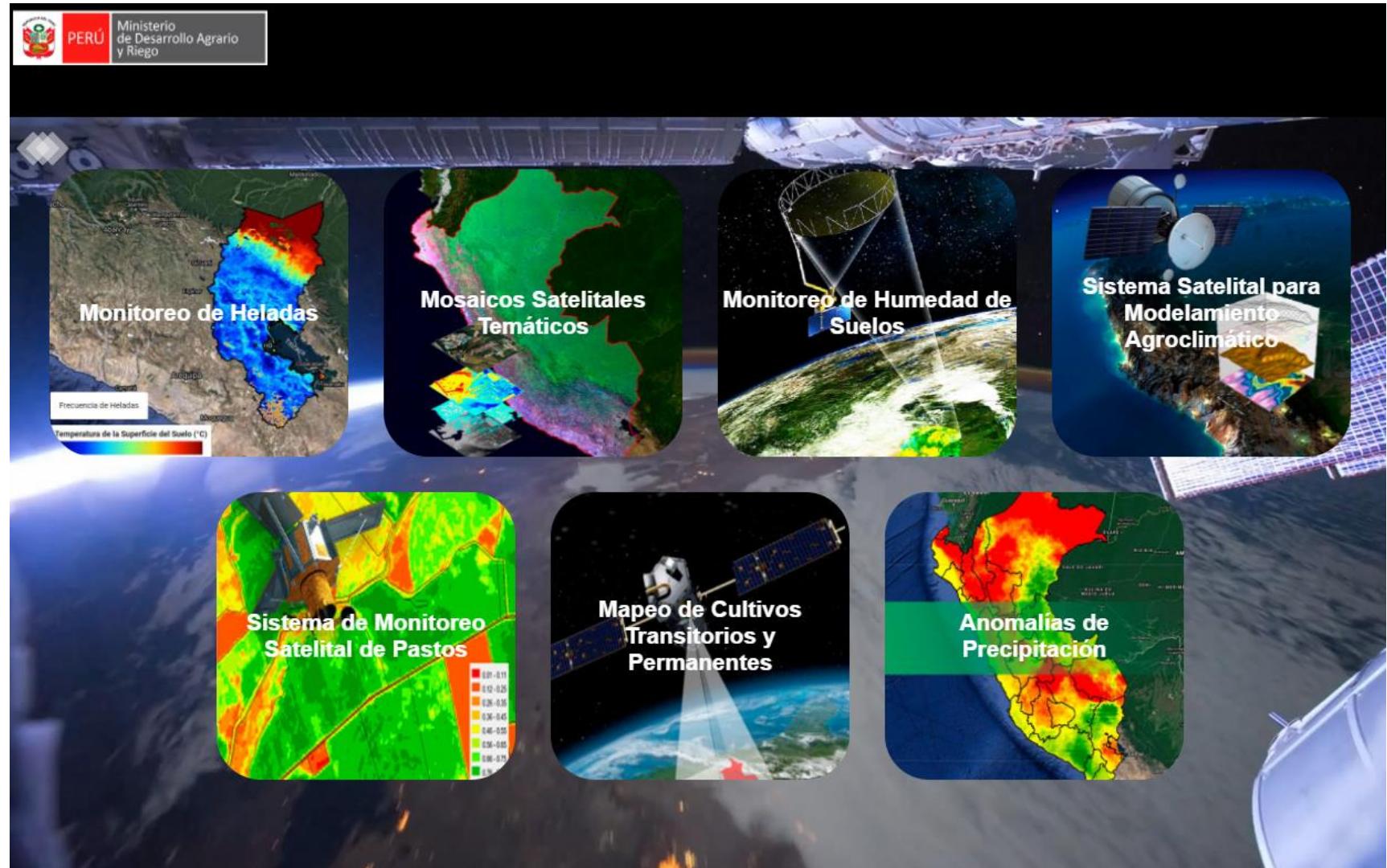


PUCP

QLAB

<https://siea.midagri.gob.pe/portal/>

MIDAGRI





PUCP

Laboratorio de Inteligencia Artificial y Métodos
Computacionales em Ciencias Sociales
(QLAB-PUCP)

QLAB

Segmentación de tipos de cultivos agrícolas con herramientas de machine learning e imágenes de teledetección

Diplomatura en Ciencia de Datos para las Ciencias Sociales y la Gestión Pública

Ph.D. Pedro M. Achancaray Diaz

pedro.diaz@puc-rio.br