



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 Díaz

pedro.diaz@puc-rio.br

Agenda



PUCP

QLAB

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

Agenda



PUCP

QLAB

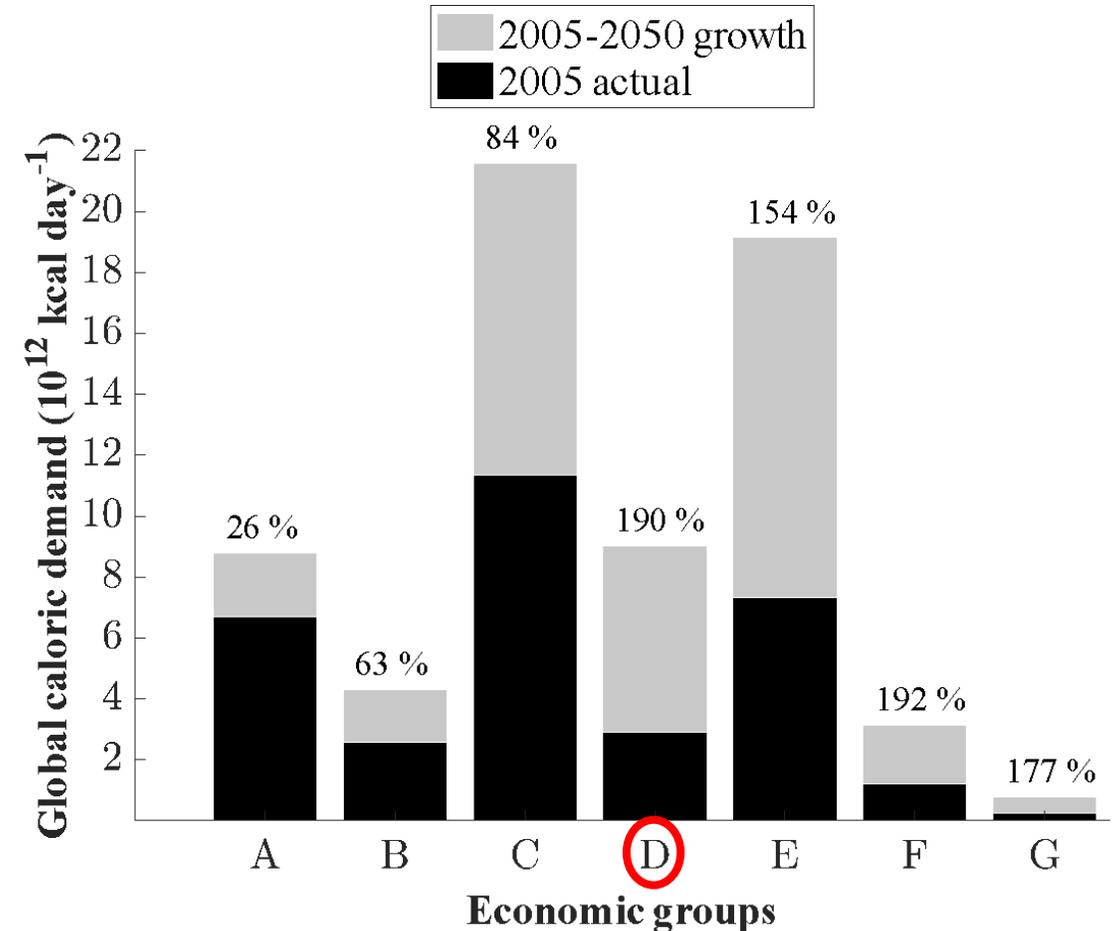
- 1. Introducción**
2. Segmentación de Tipos de Cultivos
3. Machine Learning
4. Aplicaciones

Introducción



- 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.

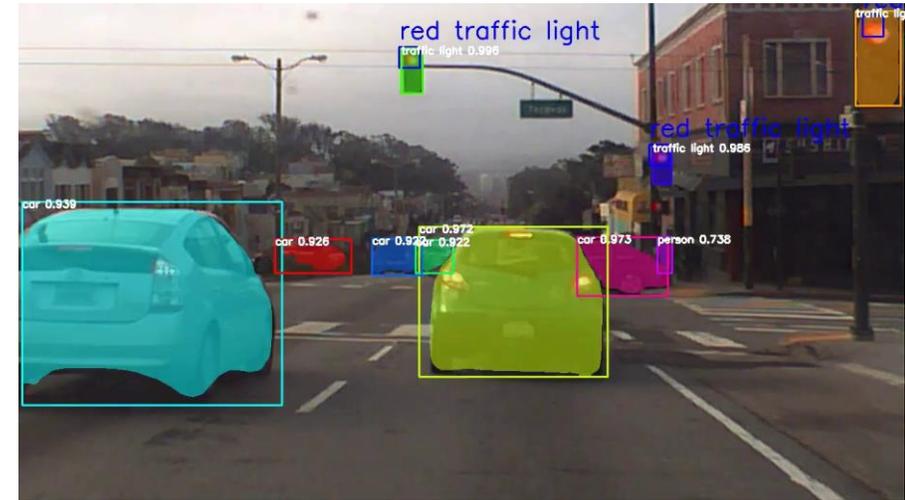
- Agricultura – Soluciones
 - **Mapear tipos de cultivos y área cultivada**
 - Inventarios sobre cultivos
 - Predicción de rendimiento
 - Monitoreo de actividades agrícolas

Introducción



- Visión por Computador

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



Introducción

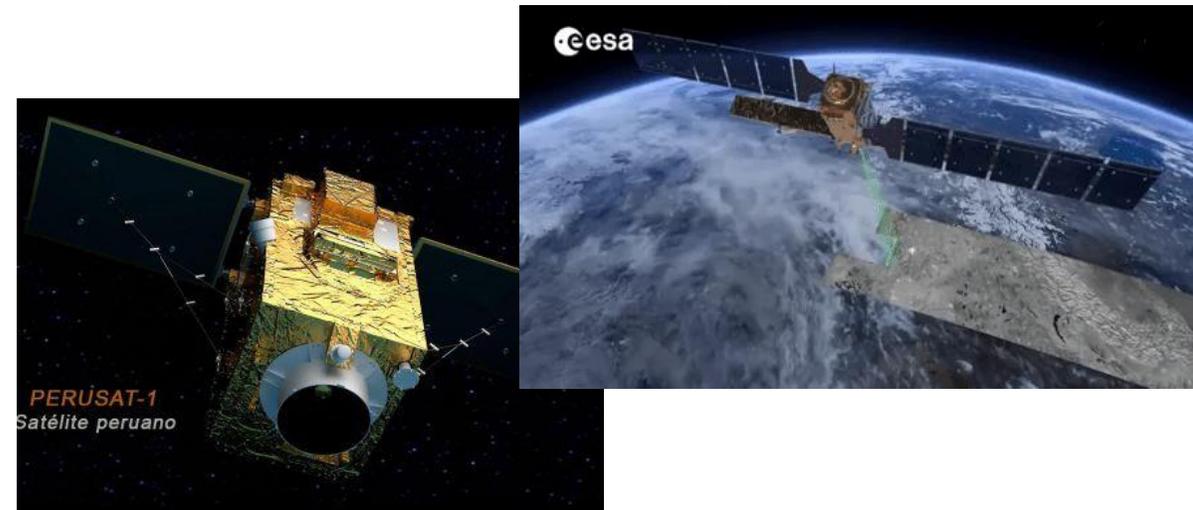
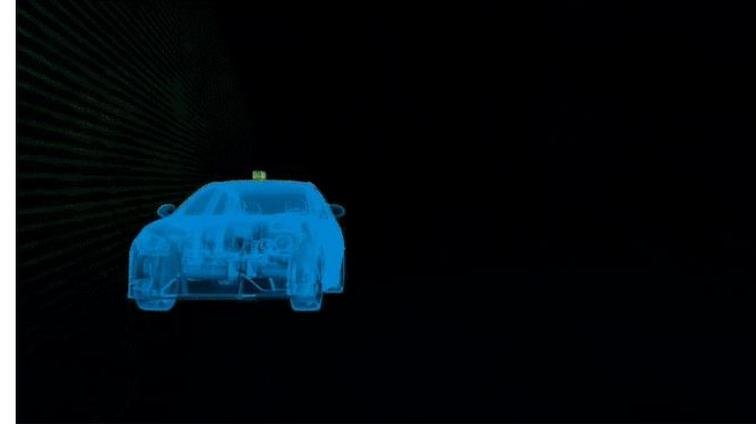
- Teledetección
- “Percepción Remota”, “Remote Sensing”, “Sensoriamento Remoto”

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



PUCP

QLAB



Introducción

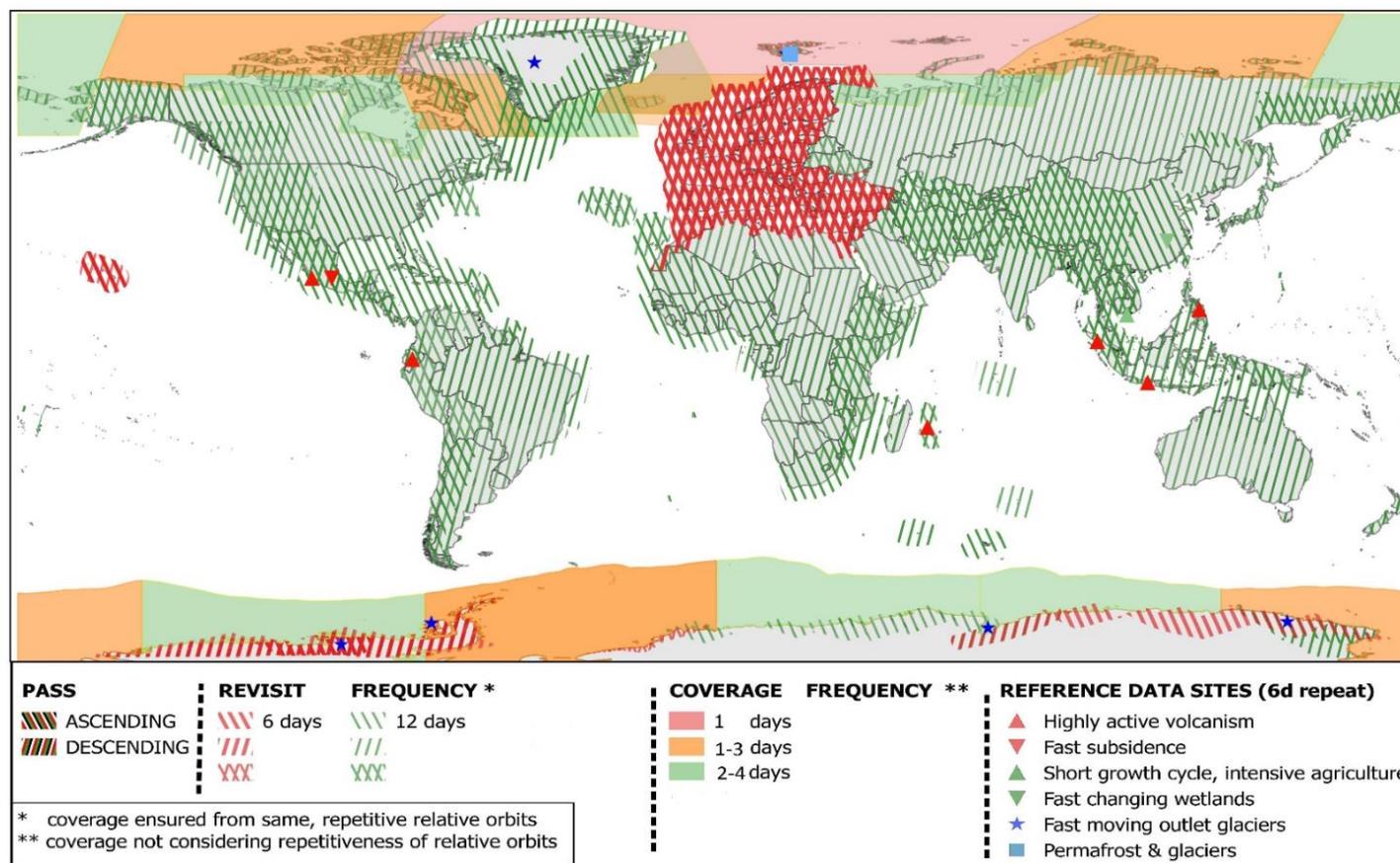
- Teledetección
 - Gran **cobertura**

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



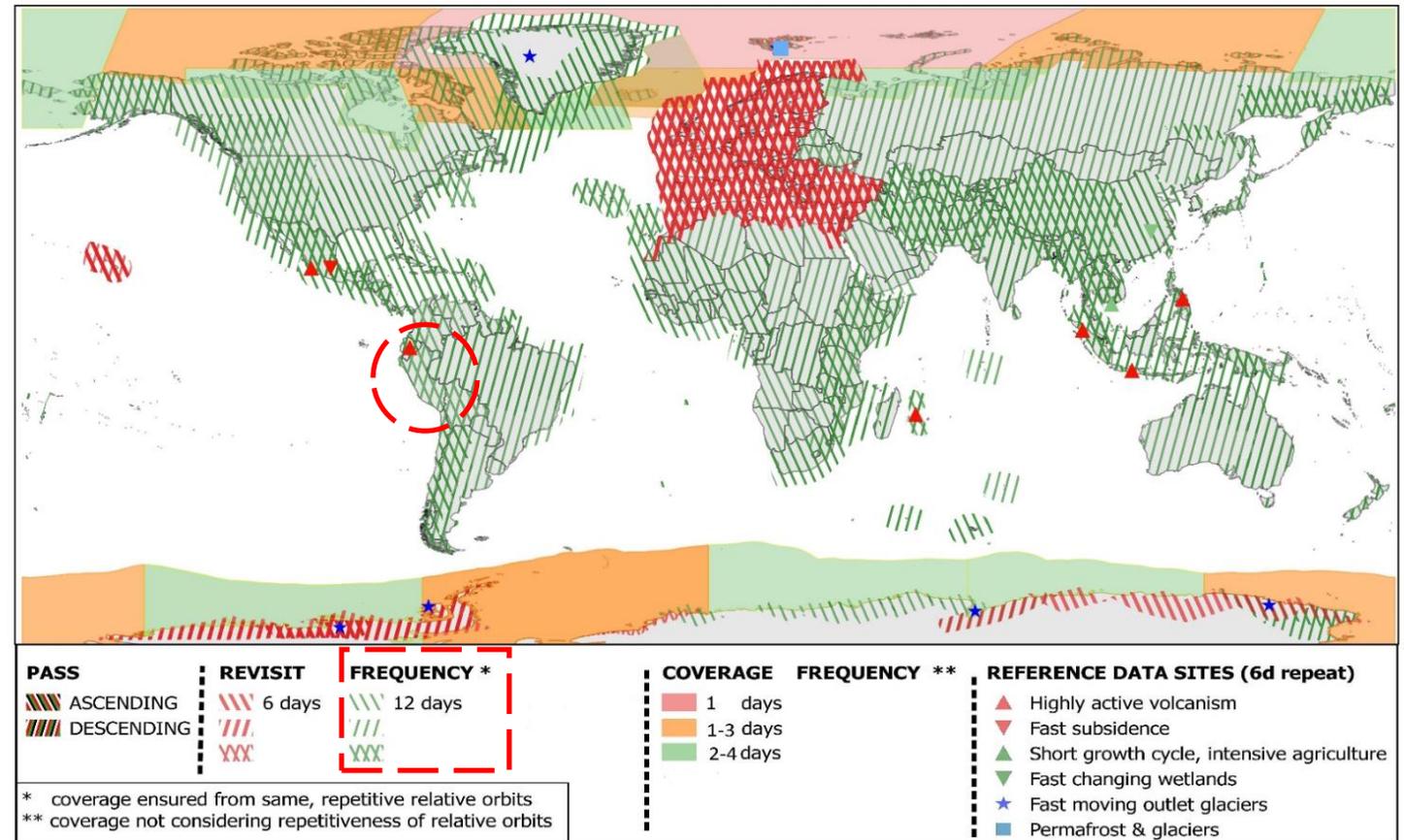
Introducción

- 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



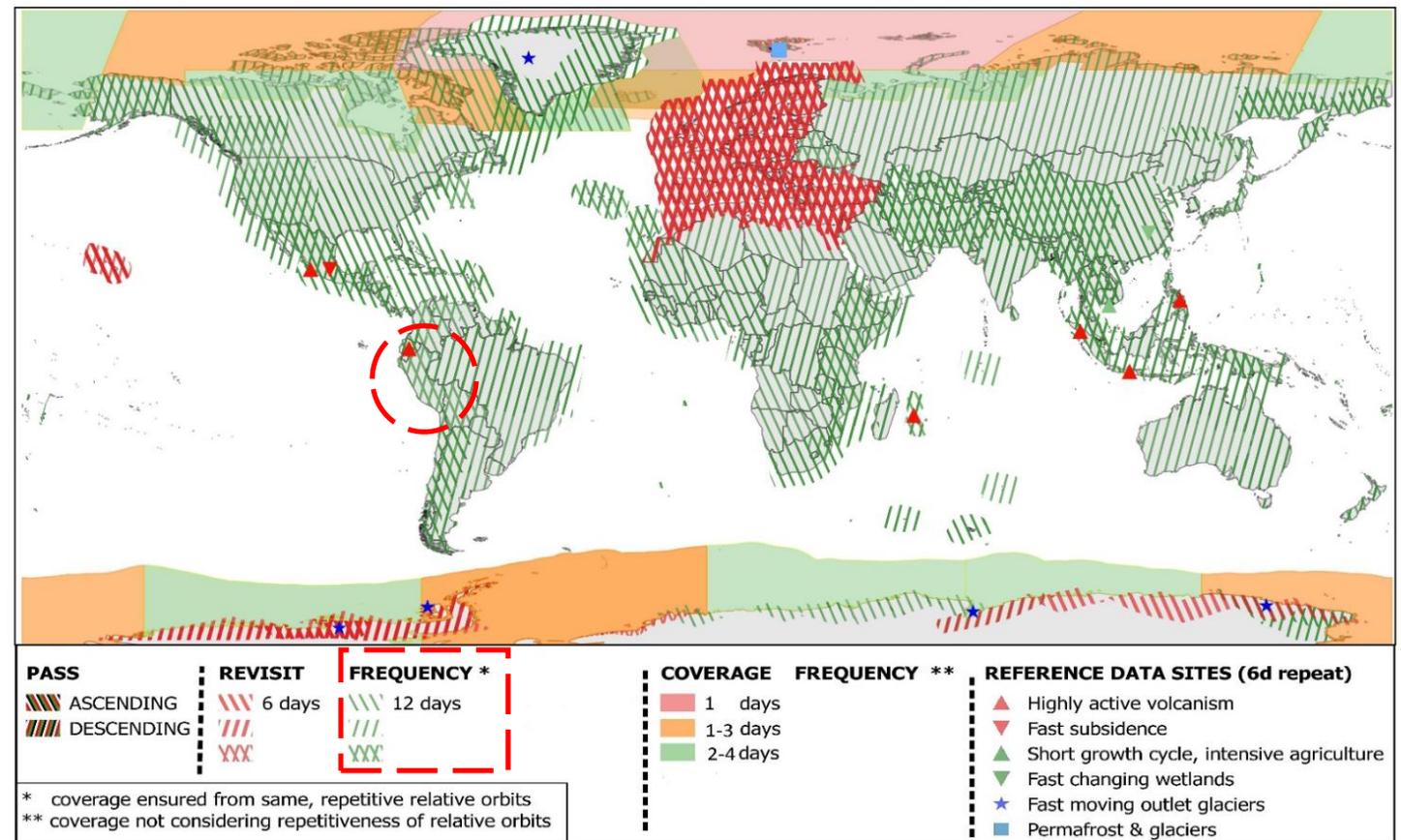
Introducción

- 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



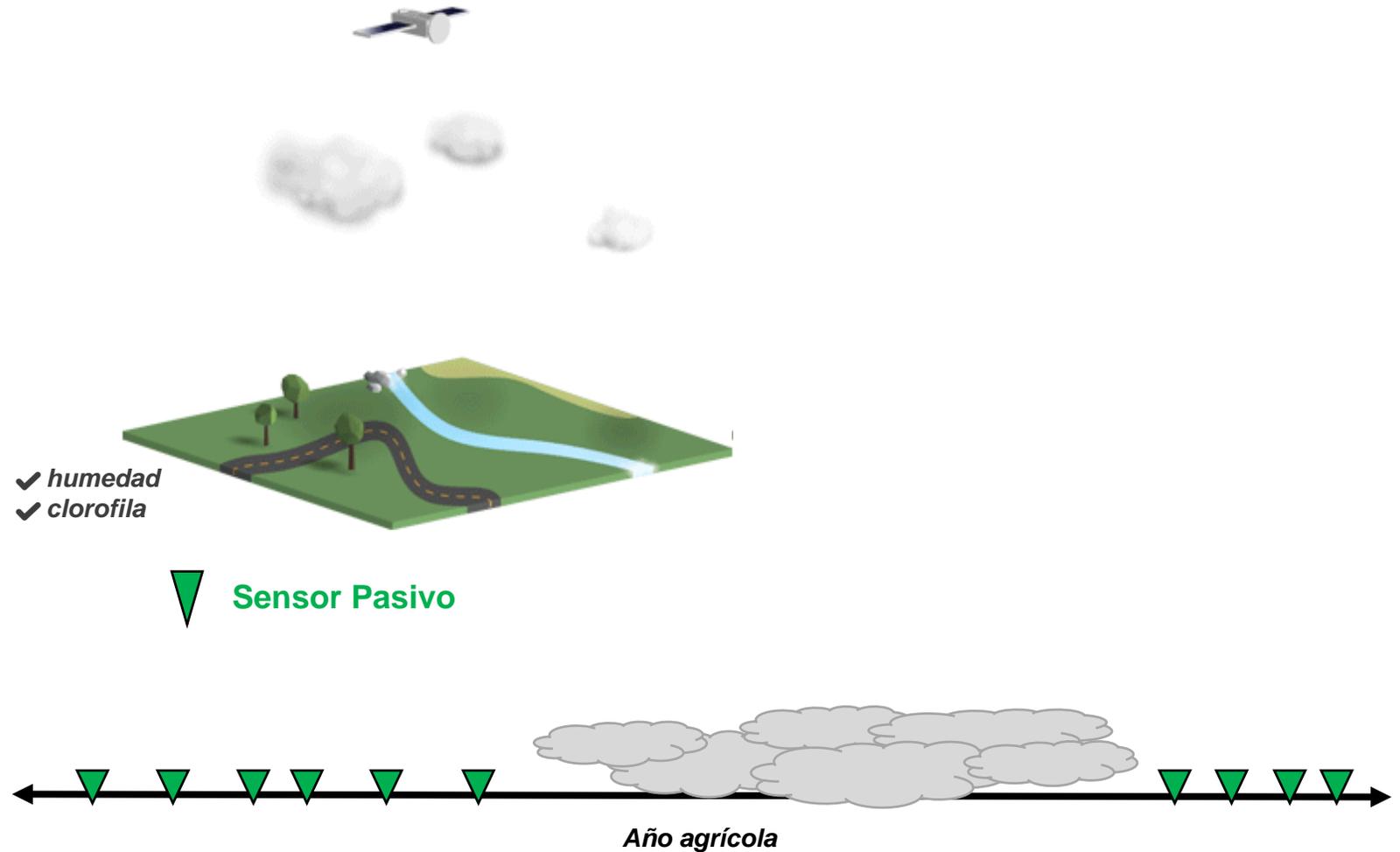
Introducción

- Teledetección

Introducción

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

- Teledetección
 - **Sensores pasivos**

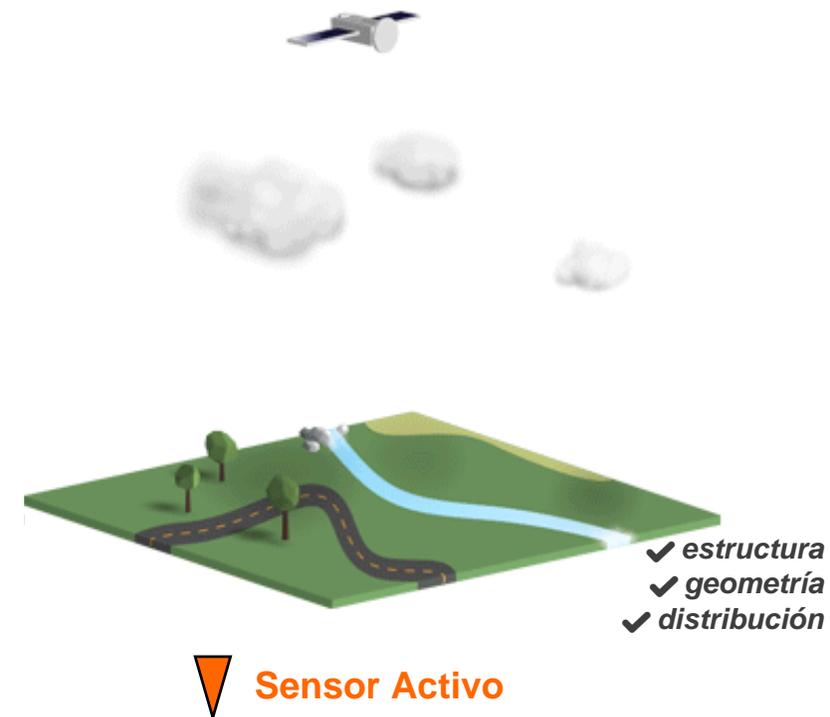


Introducción

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

- Teledetección

- Sensores activos

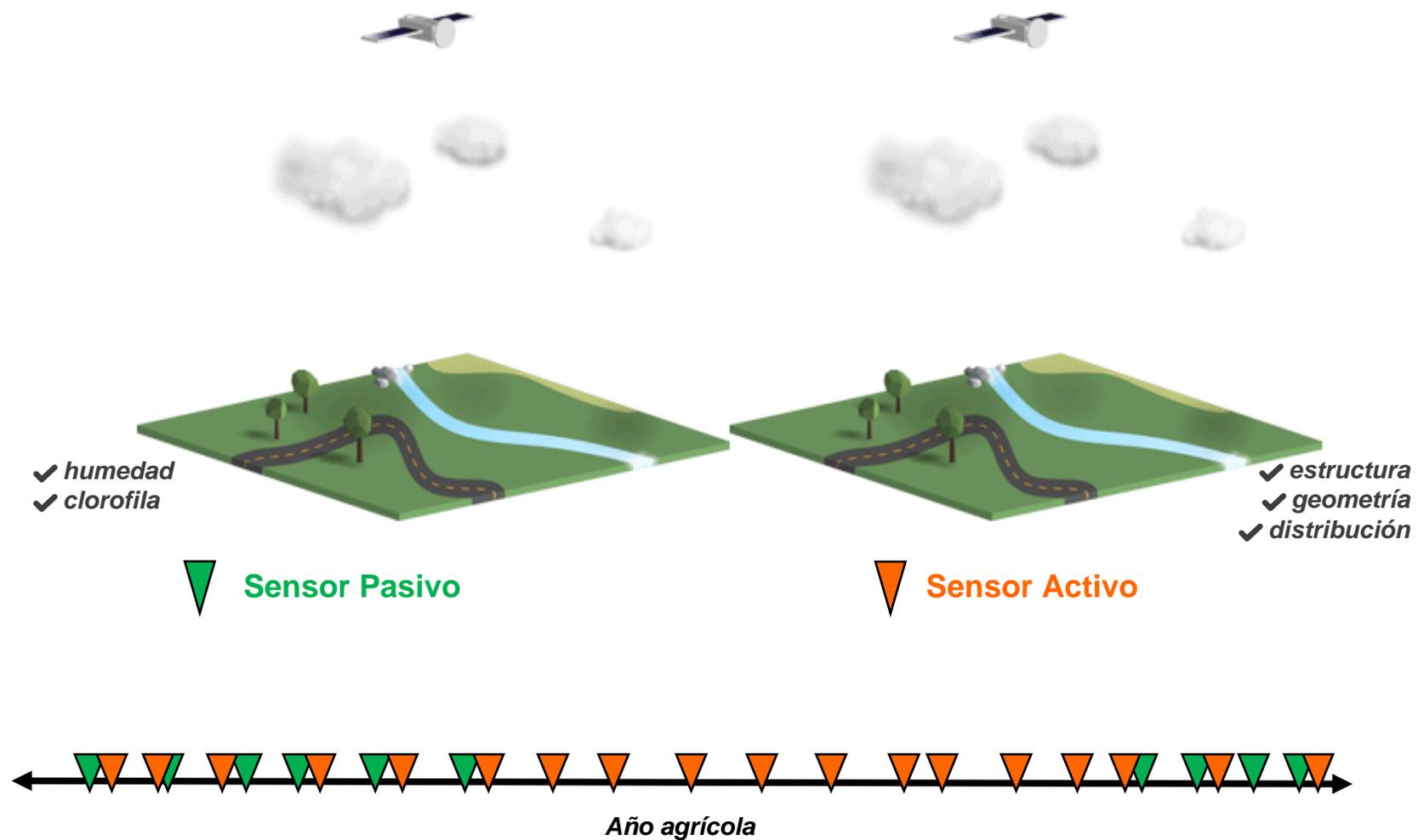


Introducción

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

- Teledetección
 - Sensores pasivos

- Sensores activos



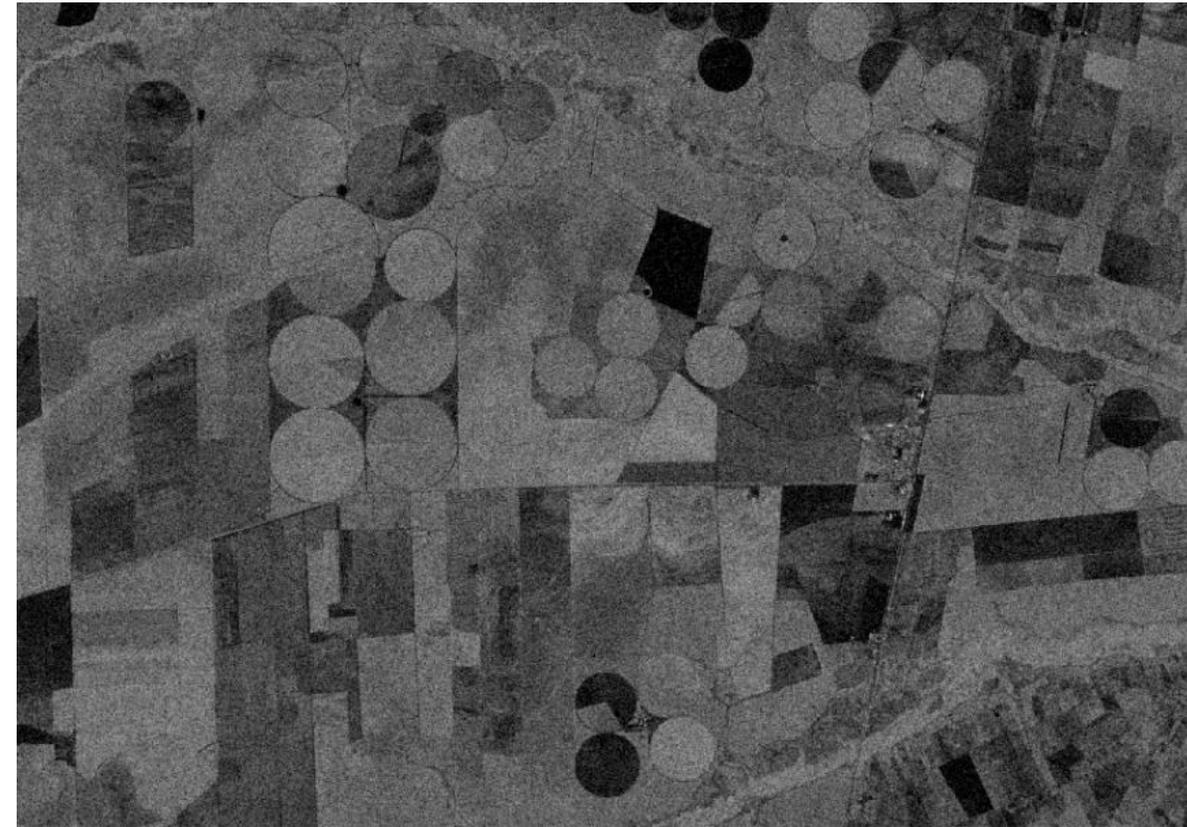
- Teledetección

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



Sensor Pasivo

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



Sensor Activo

Introducción

- 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



20/04/2018



30/04/2018



01/05/2018



10/05/2018



24/06/2018



19/06/2018



18/06/2018



02/06/2018

Agenda



PUCP

QLAB

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

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>

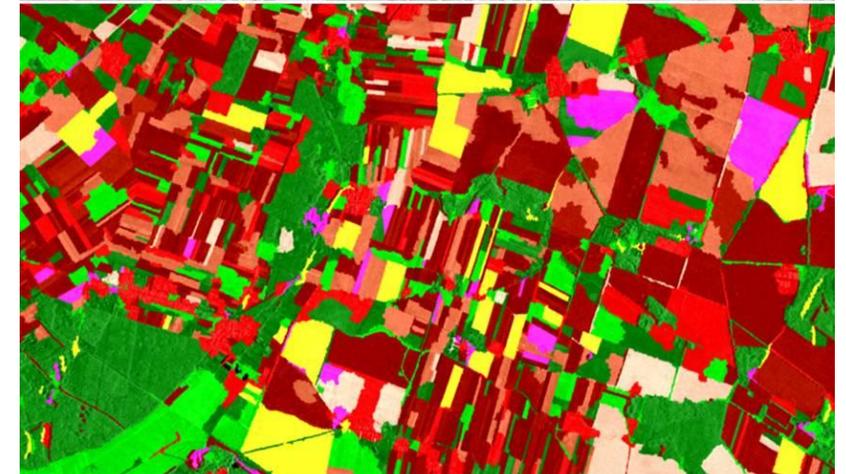
Segmentación de Tipos de Cultivos



PUCP

QLAB

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



LEGEND

BUILT-UP LAND / BARE	WINTER CEREALS	RAPE	SUGAR BEETS
WOODLAND	SPRING CEREALS	CORN	GRASS / ALFALFA

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

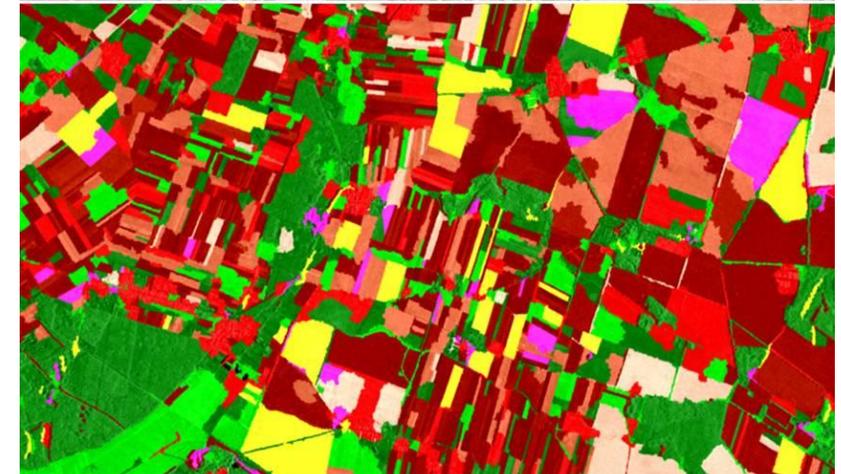
Segmentación de Tipos de Cultivos



PUCP

QLAB

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



LEGEND

BUILT-UP LAND / BARE	WINTER CEREALS	RAPE	SUGAR BEETS
WOODLAND	SPRING CEREALS	CORN	GRASS / ALFALFA

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

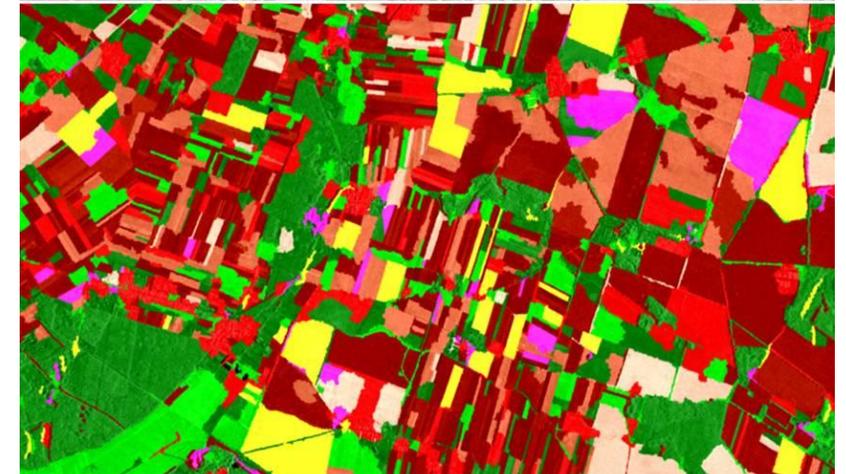
Segmentación de Tipos de Cultivos



PUCP

QLAB

- **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



LEGEND

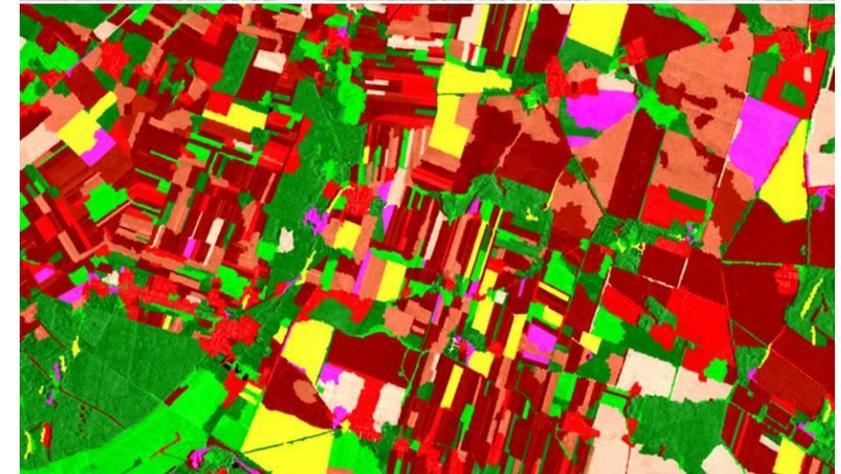
BUILT-UP LAND / BARE	WINTER CEREALS	RAPE	SUGAR BEETS
WOODLAND	SPRING CEREALS	CORN	GRASS / ALFALFA

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



LEGEND

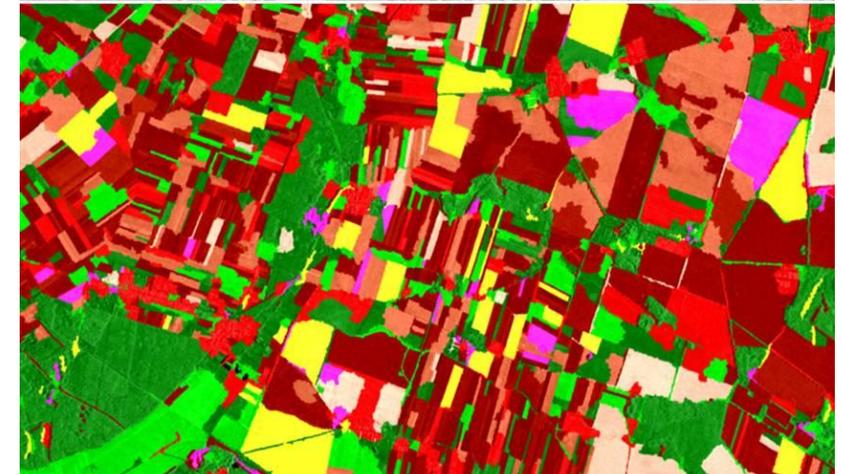
■ BUILT-UP LAND / BARE	■ WINTER CEREALS	■ RAPE	■ SUGAR BEETS
■ WOODLAND	■ SPRING CEREALS	■ CORN	■ GRASS / ALFALFA

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



LEGEND

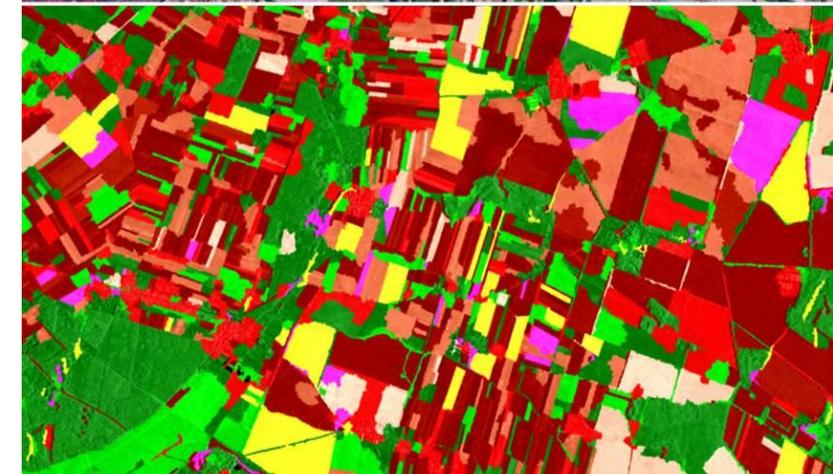
BUILT-UP LAND / BARE	WINTER CEREALS	RAPE	SUGAR BEETS
WOODLAND	SPRING CEREALS	CORN	GRASS / ALFALFA

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



LEGEND

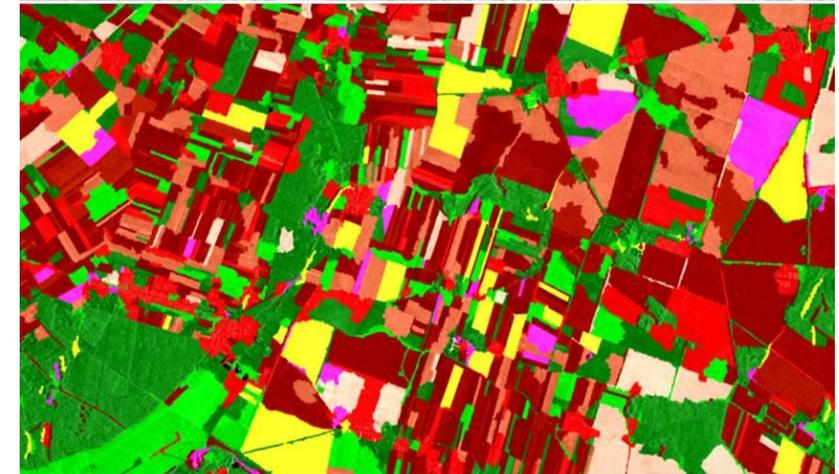
BUILT-UP LAND / BARE	WINTER CEREALS	RAPE	SUGAR BEETS
WOODLAND	SPRING CEREALS	CORN	GRASS / ALFALFA

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



LEGEND

BUILT-UP LAND / BARE	WINTER CEREALS	RAPE	SUGAR BEETS
WOODLAND	SPRING CEREALS	CORN	GRASS / ALFALFA

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

Agenda



PUCP

QLAB

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.”

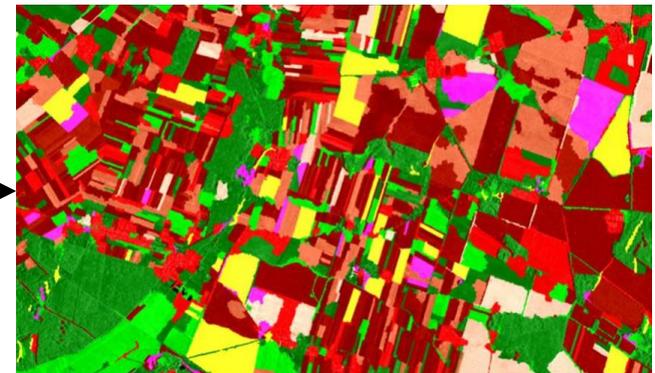


Modelo de Segmentación Semántica

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



Modelo de Segmentación Semántica

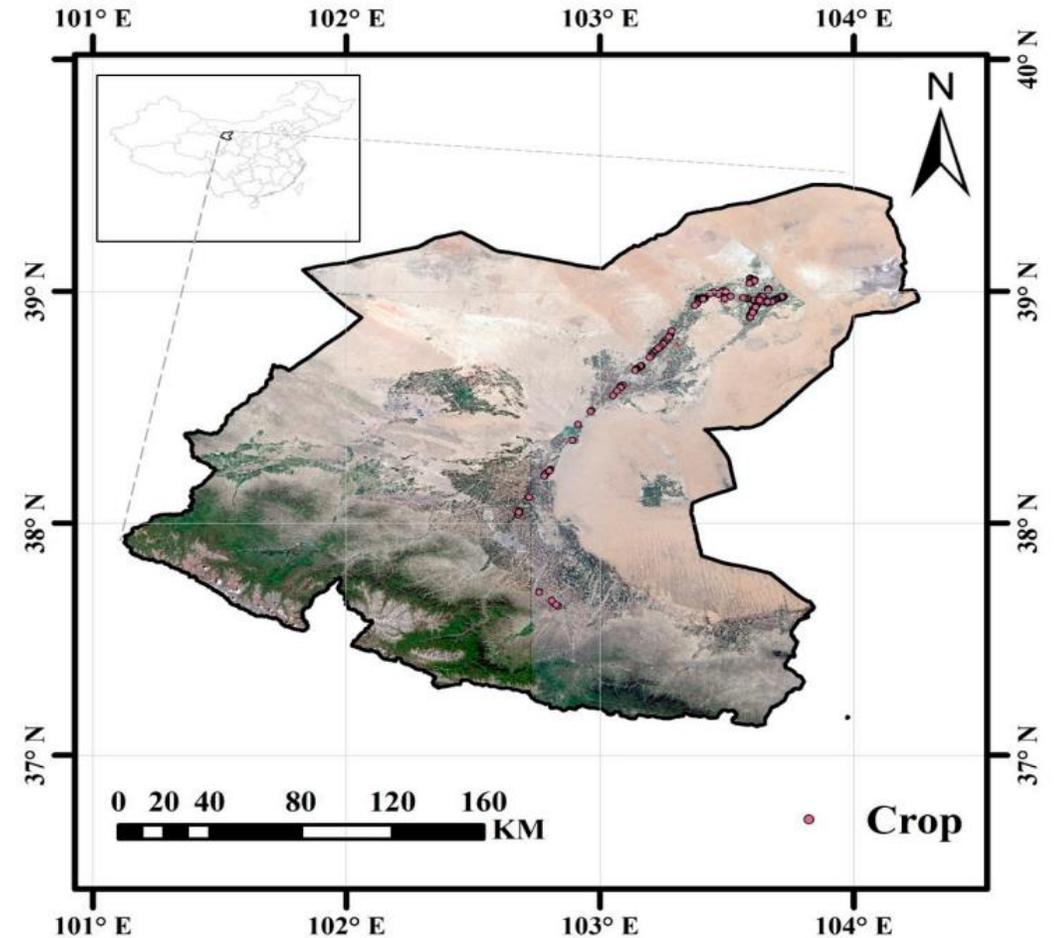


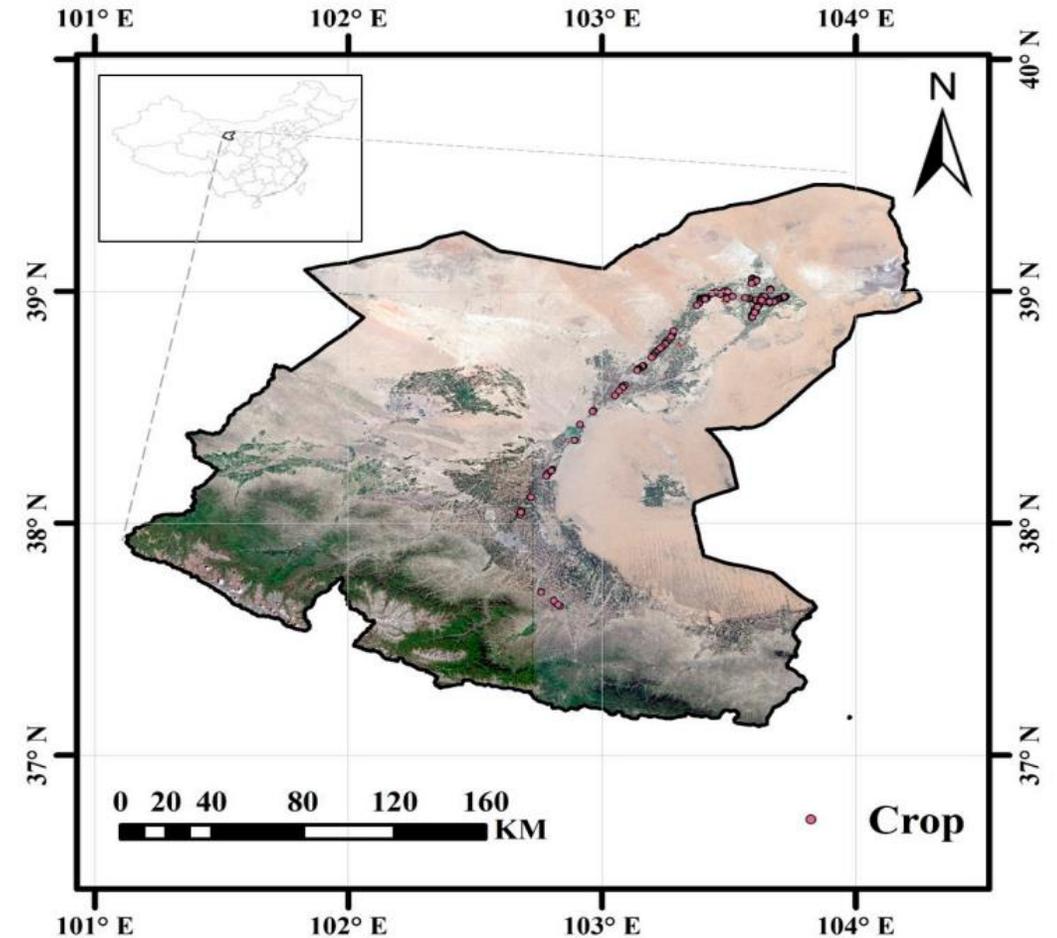
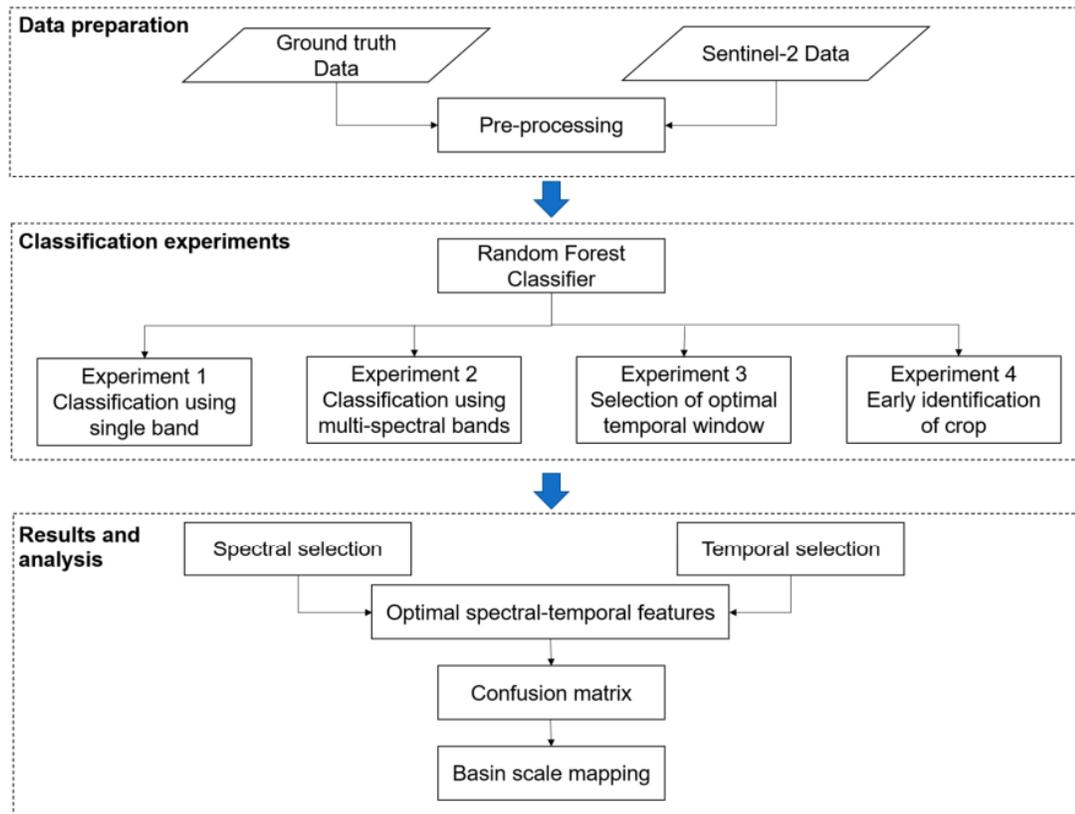
“Estudio científico de **algoritmos** y **modelos estadísticos** que utilizan los sistemas informáticos para realizar una **tarea específica** sin utilizar instrucciones explícitas.”

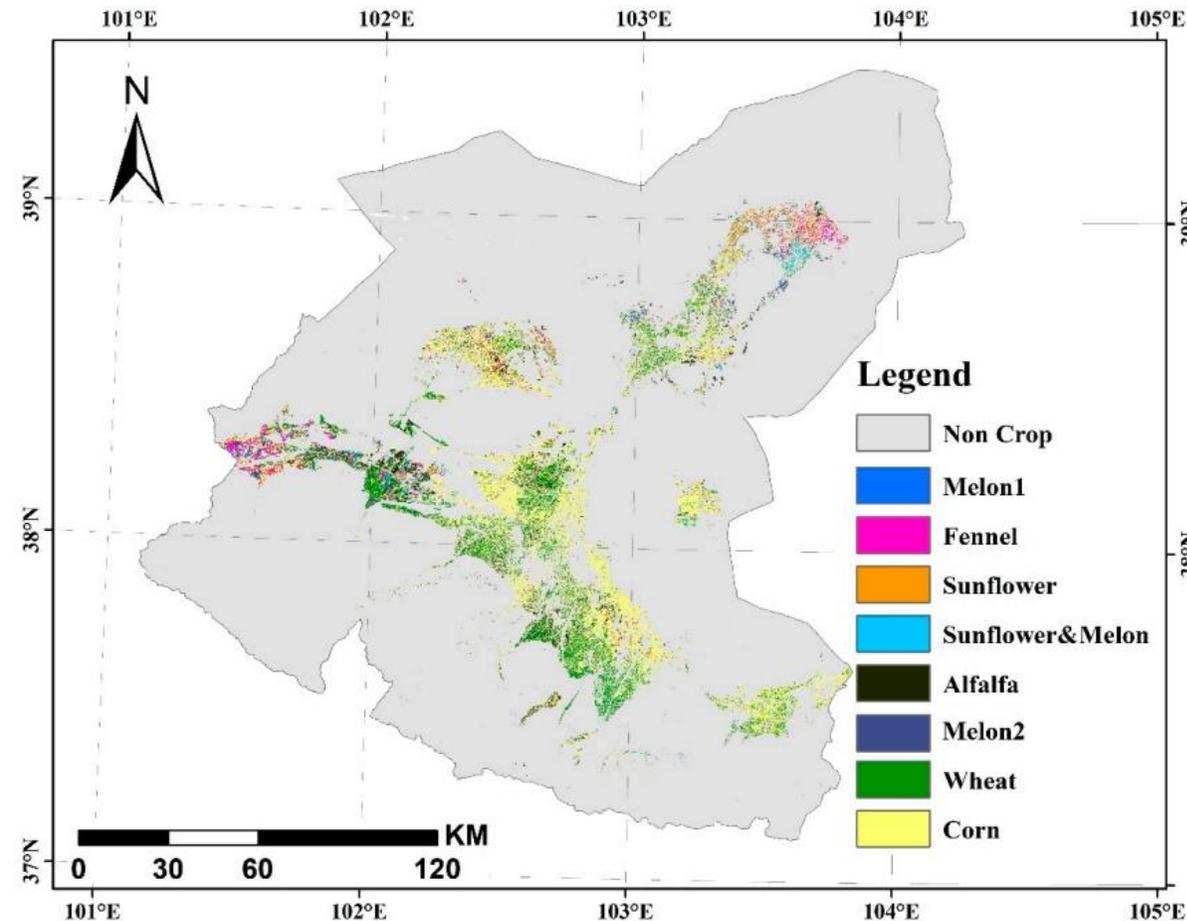
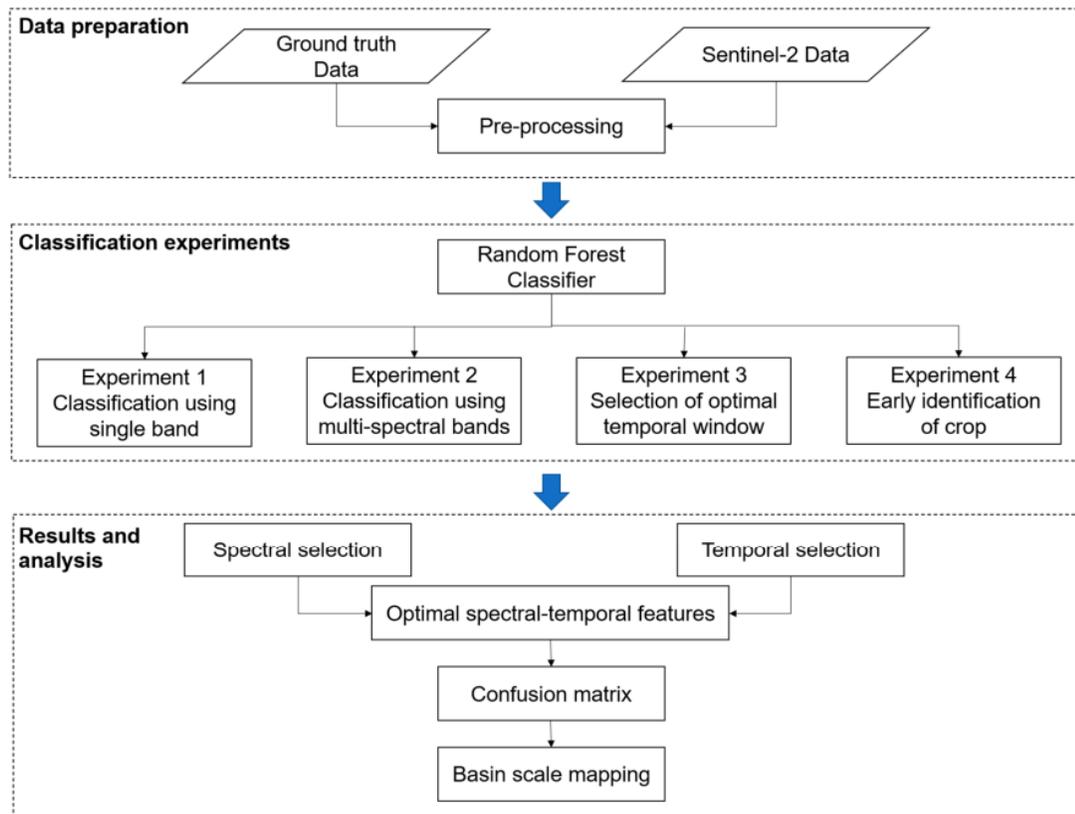


“Estudio científico de **algoritmos** y **modelos estadísticos** que utilizan los sistemas informáticos para realizar una **tarea específica** sin utilizar instrucciones explícitas.”









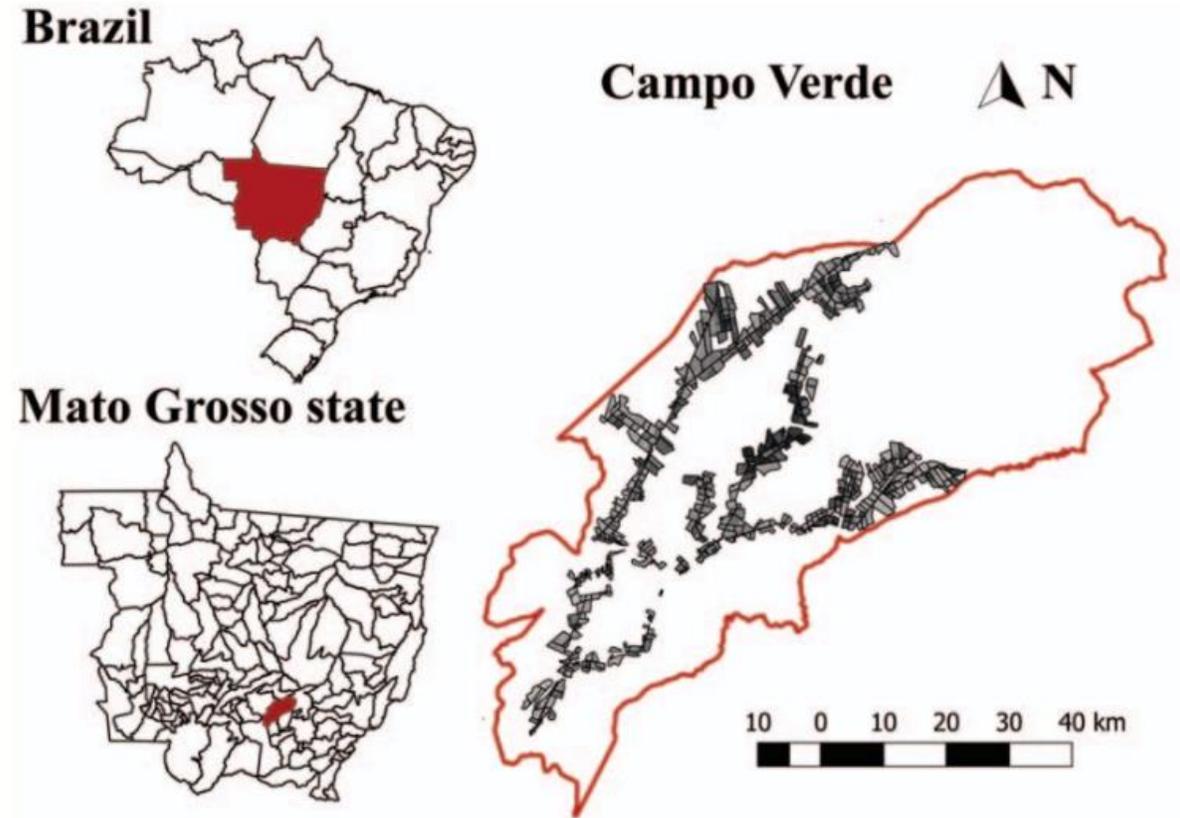


Fig. 5. Study area: Campo Verde, Mato Grosso state, Brazil.

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).



PUCP

QLAB

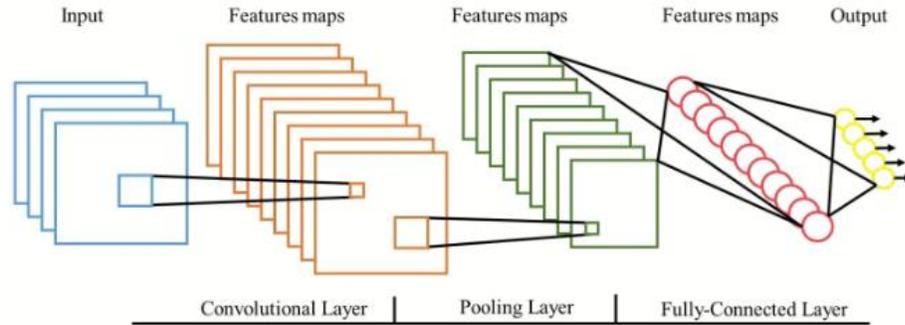


Fig. 2. CNNs basic architecture.

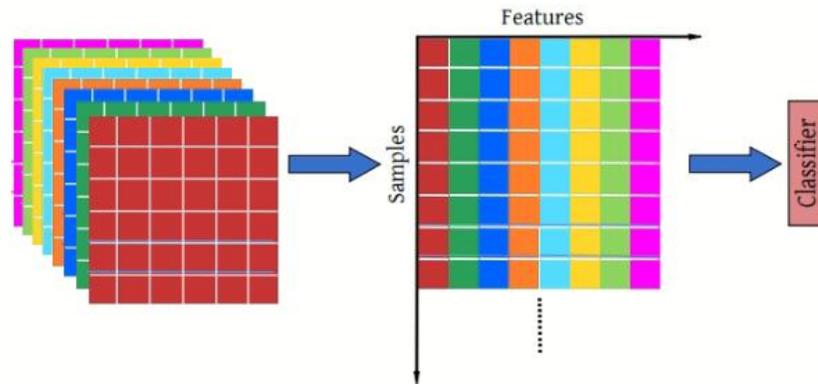


Fig. 3. Image Stacking. First, images in a multitemporal sequence are stacked. Then, a classification algorithm is trained using this stack.

Brazil



Mato Grosso state



Campo Verde

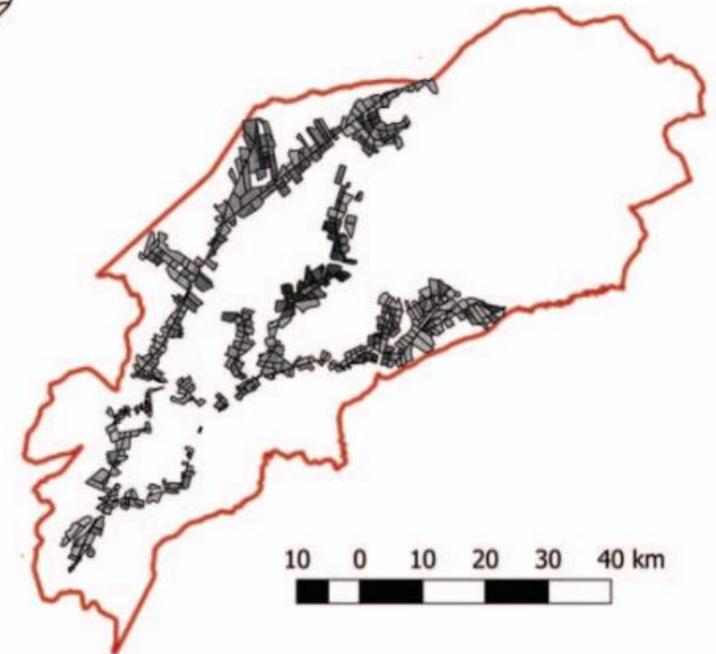


Fig. 5. Study area: Campo Verde, Mato Grosso state, Brazil.

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

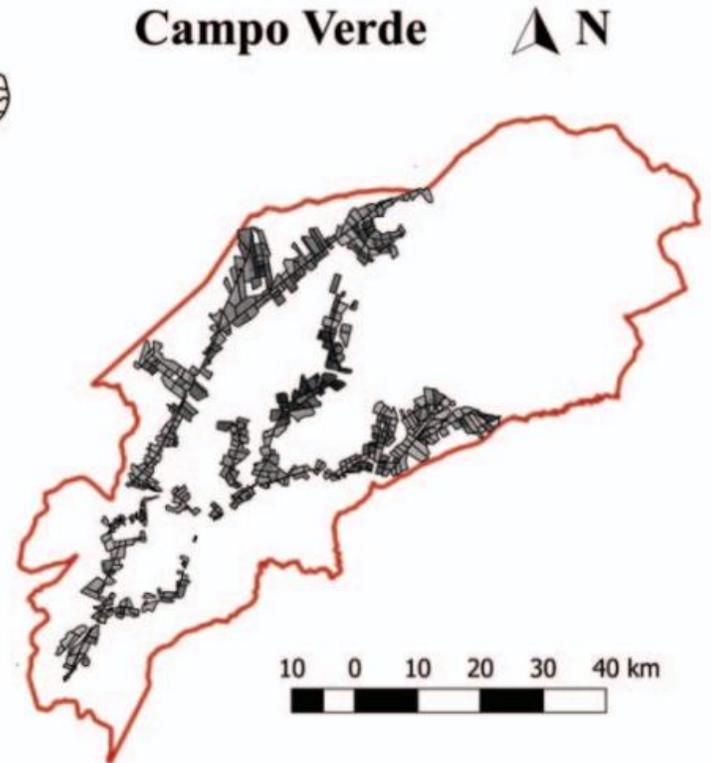
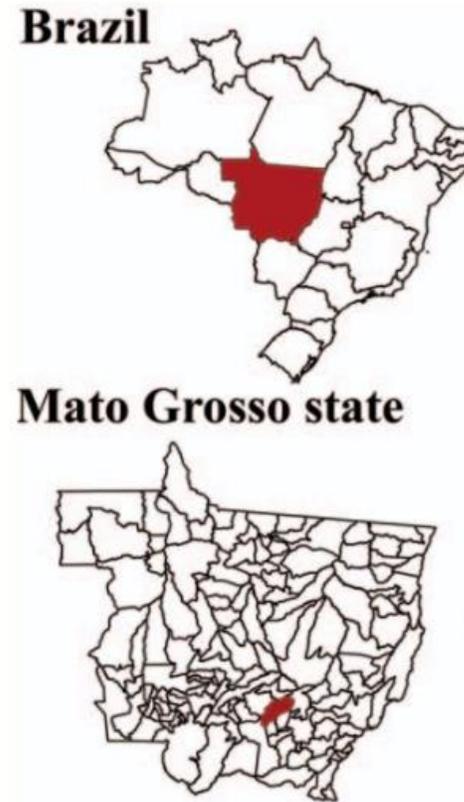
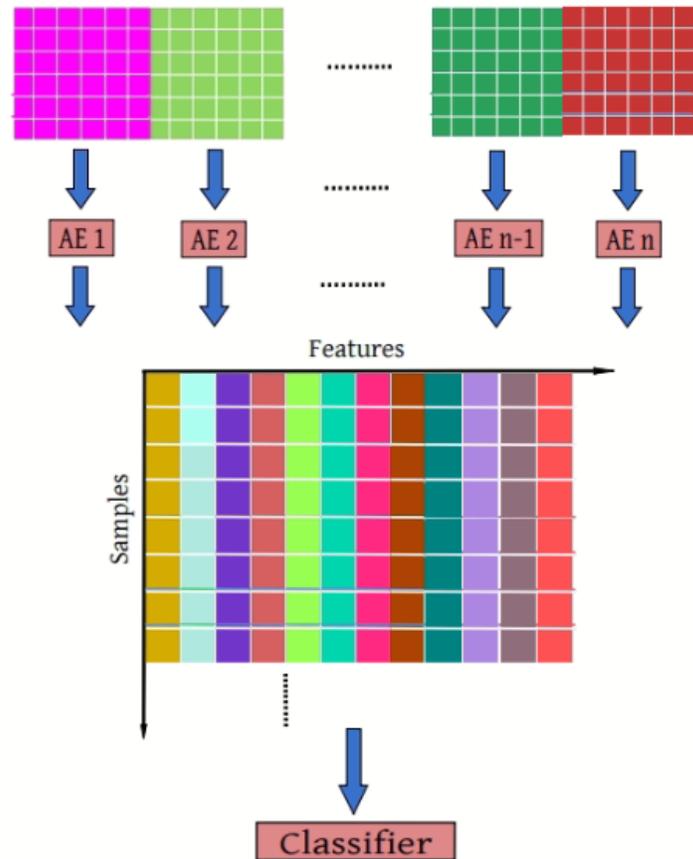


Fig. 5. Study area: Campo Verde, Mato Grosso state, Brazil.

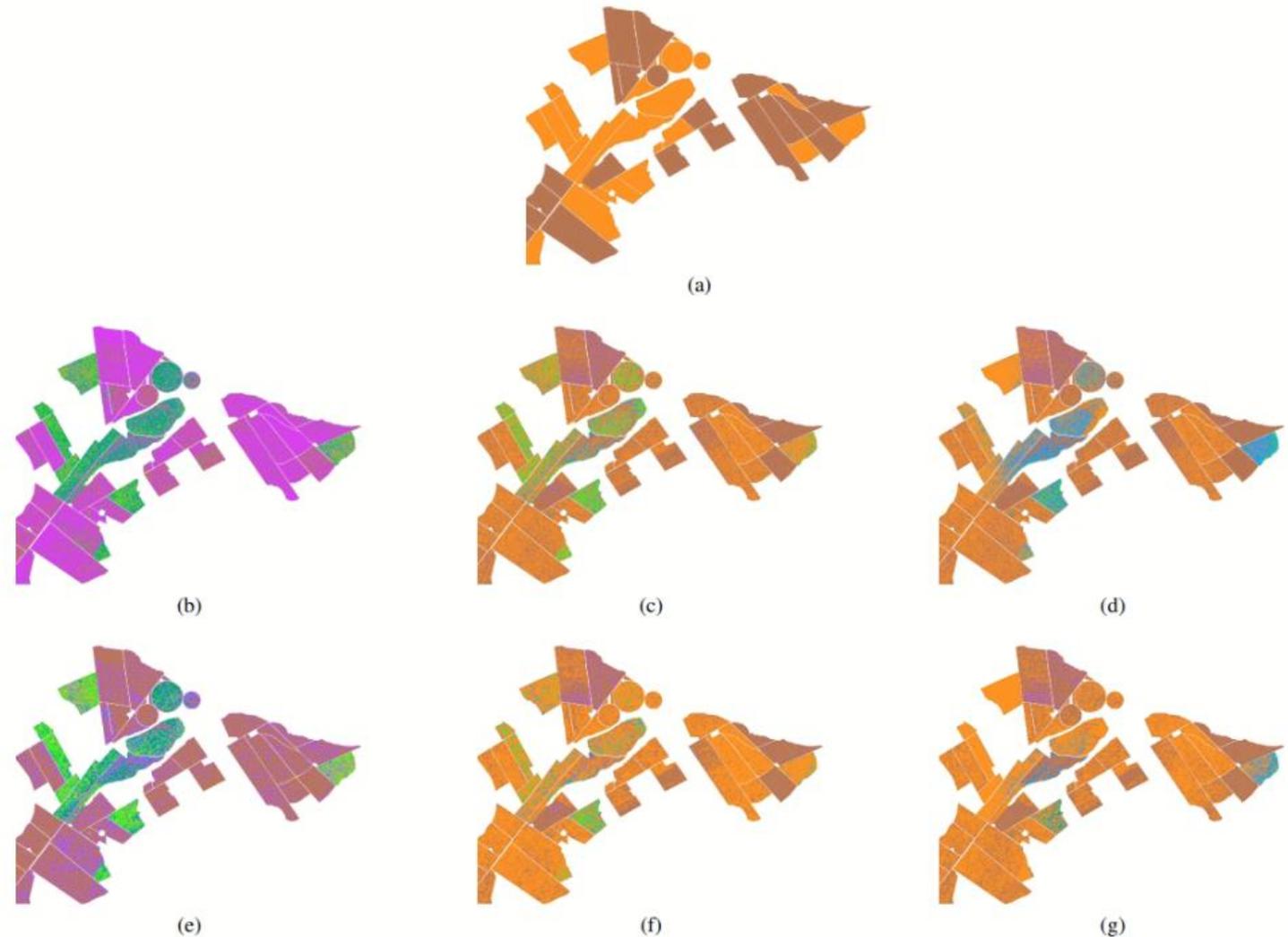
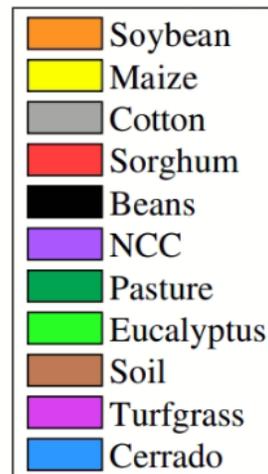


Fig. 14. Prediction maps of a selected interest region of *Campo Verde* dataset. (a) is the reference map, (b), (c) and (d) are the *IS* approach prediction maps for sequence lengths of 1, 3 and 6, respectively. (e), (f) and (g) are the corresponding *SMCNN* approach predictions maps.

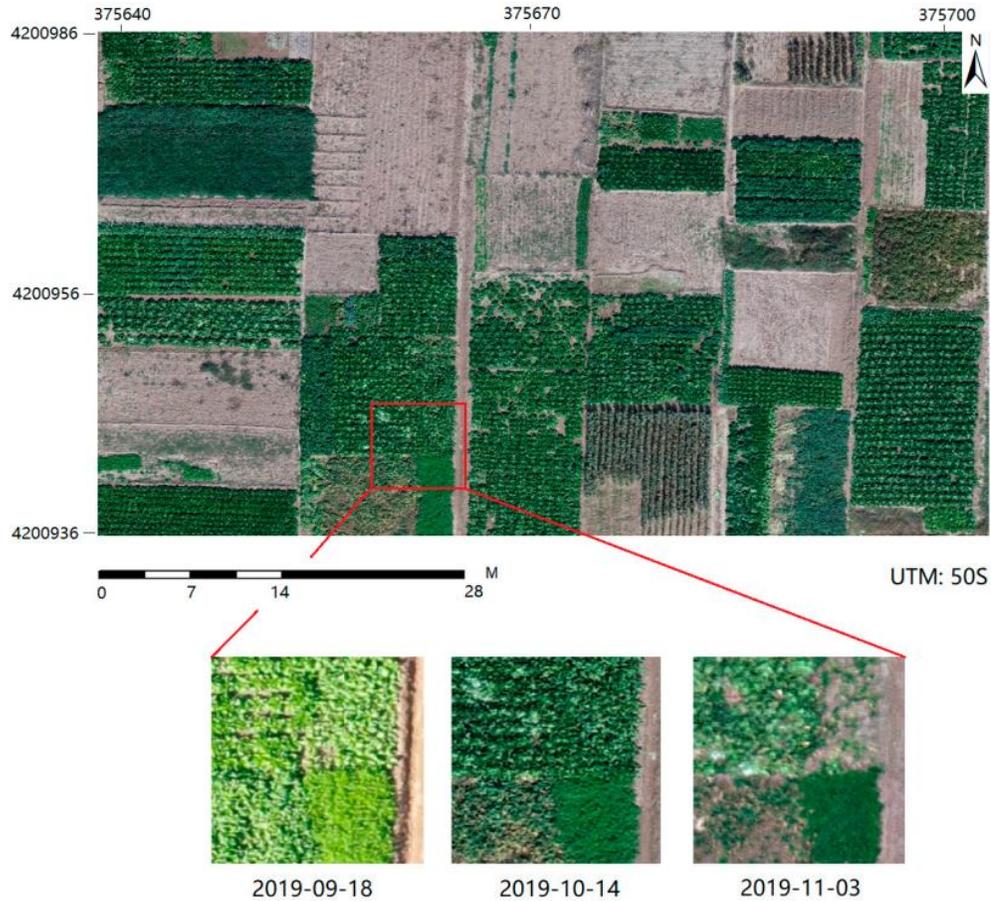
Machine Learning

Feng, Q., Yang, J., Liu, Y., Ou, C., Zhu, D., Niu, B., ... & Li, B. (2020). Multi-temporal unmanned aerial vehicle remote sensing for vegetable mapping using an attention-based recurrent convolutional neural network. *Remote Sensing*, 12(10), 1668.



PUCP

QLAB



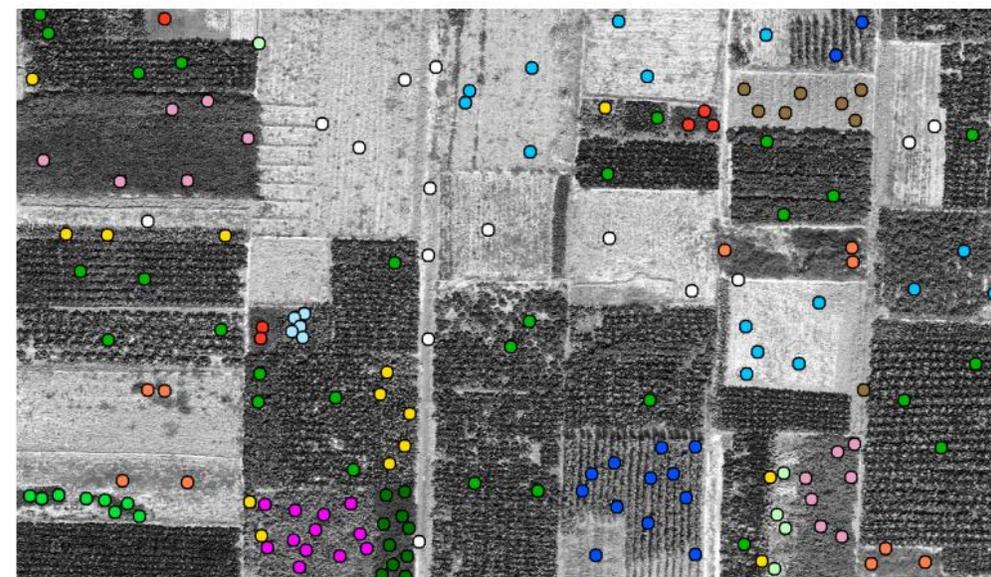
Machine Learning

Feng, Q., Yang, J., Liu, Y., Ou, C., Zhu, D., Niu, B., ... & Li, B. (2020). Multi-temporal unmanned aerial vehicle remote sensing for vegetable mapping using an attention-based recurrent convolutional neural network. *Remote Sensing*, 12(10), 1668.

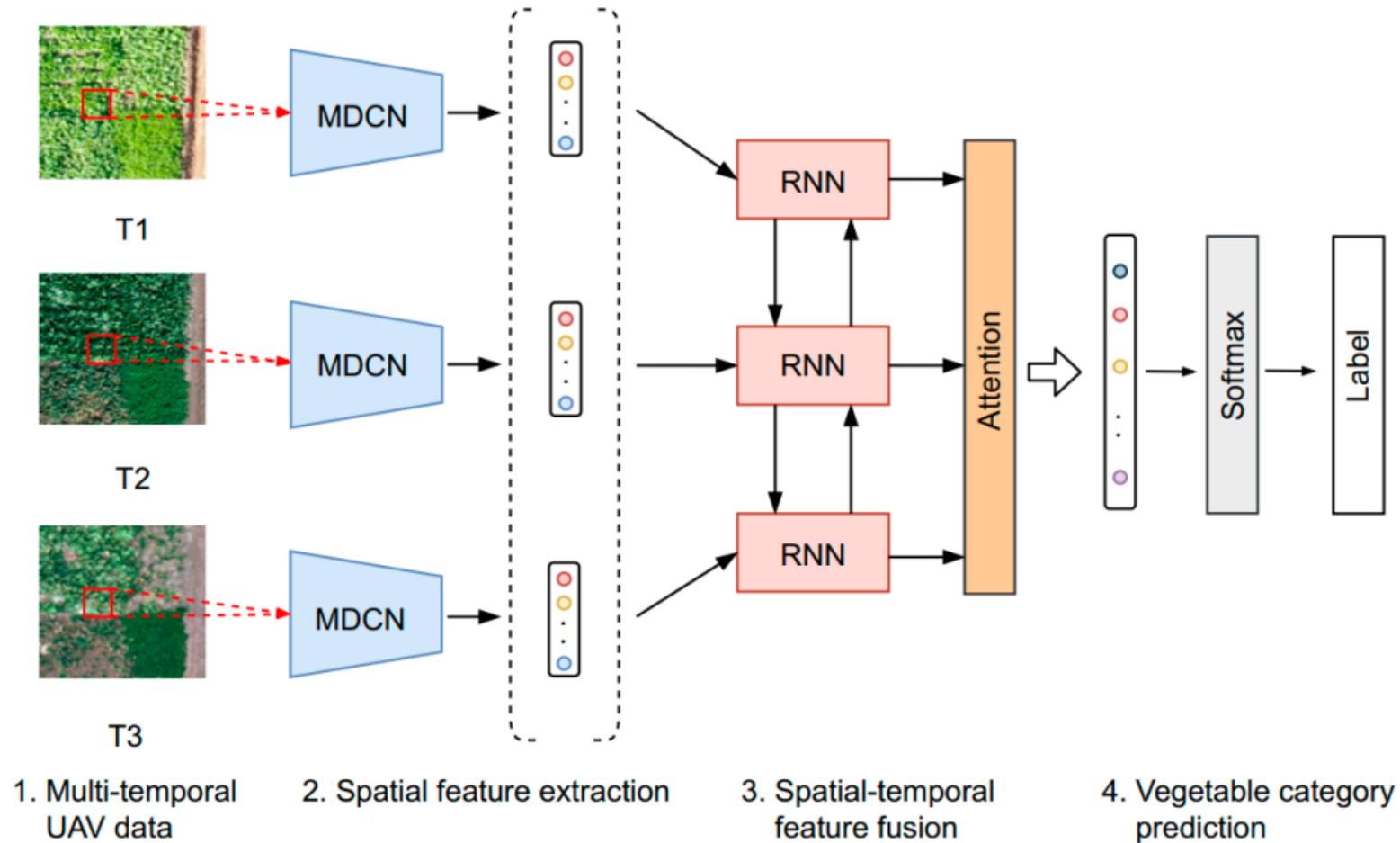


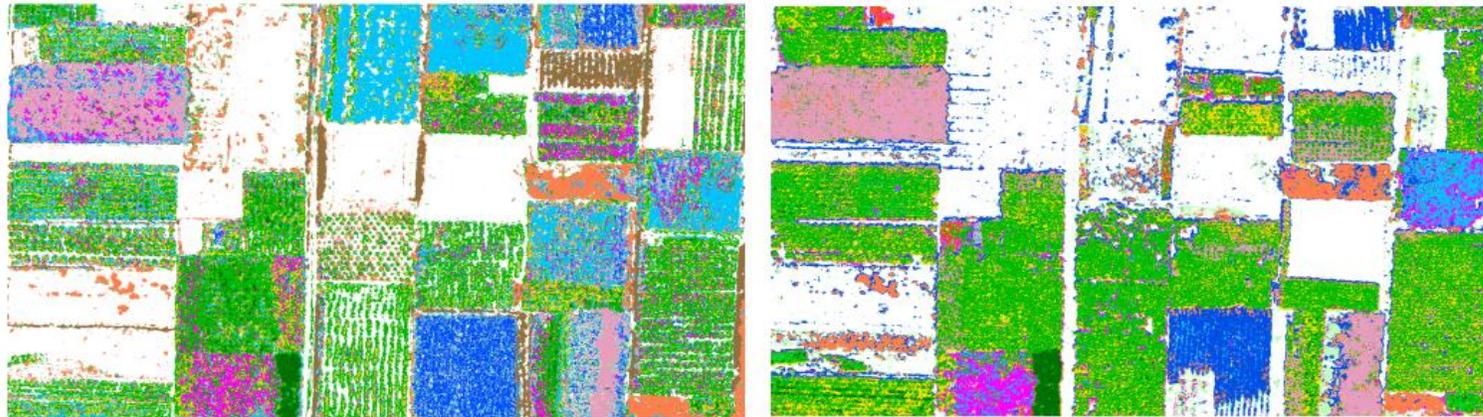
PUCP

QLAB



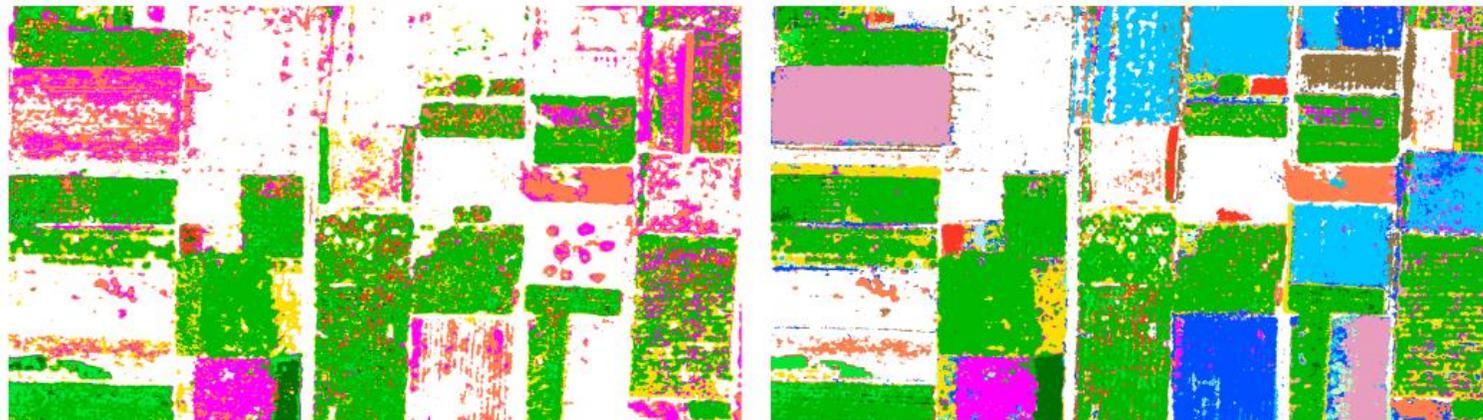
- (b)
- | | | | | | | |
|--------|-----------------|--------------|--------|---------|----------|----------|
| carrot | Chinese cabbage | leaf mustard | turnip | spinach | kohlrabi | potherb |
| millet | sweet potato | bare soil | weed | corn | soybean | scallion |





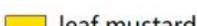
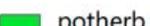
(a)

(b)



(c)

(d)

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

(e)

Agenda



PUCP

QLAB

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

- Mejor comprensión de las prácticas agrícolas regionales.

Aplicaciones



PUCP

QLAB

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

Aplicaciones



PUCP

QLAB

- 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).

Aplicaciones



PUCP

QLAB

- 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.

Aplicaciones



PUCP

QLAB

- 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.

Aplicaciones



PUCP

QLAB

- 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.

Aplicaciones



PUCP

QLAB

- 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.

Aplicaciones



PUCP

QLAB

- 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.

Aplicaciones



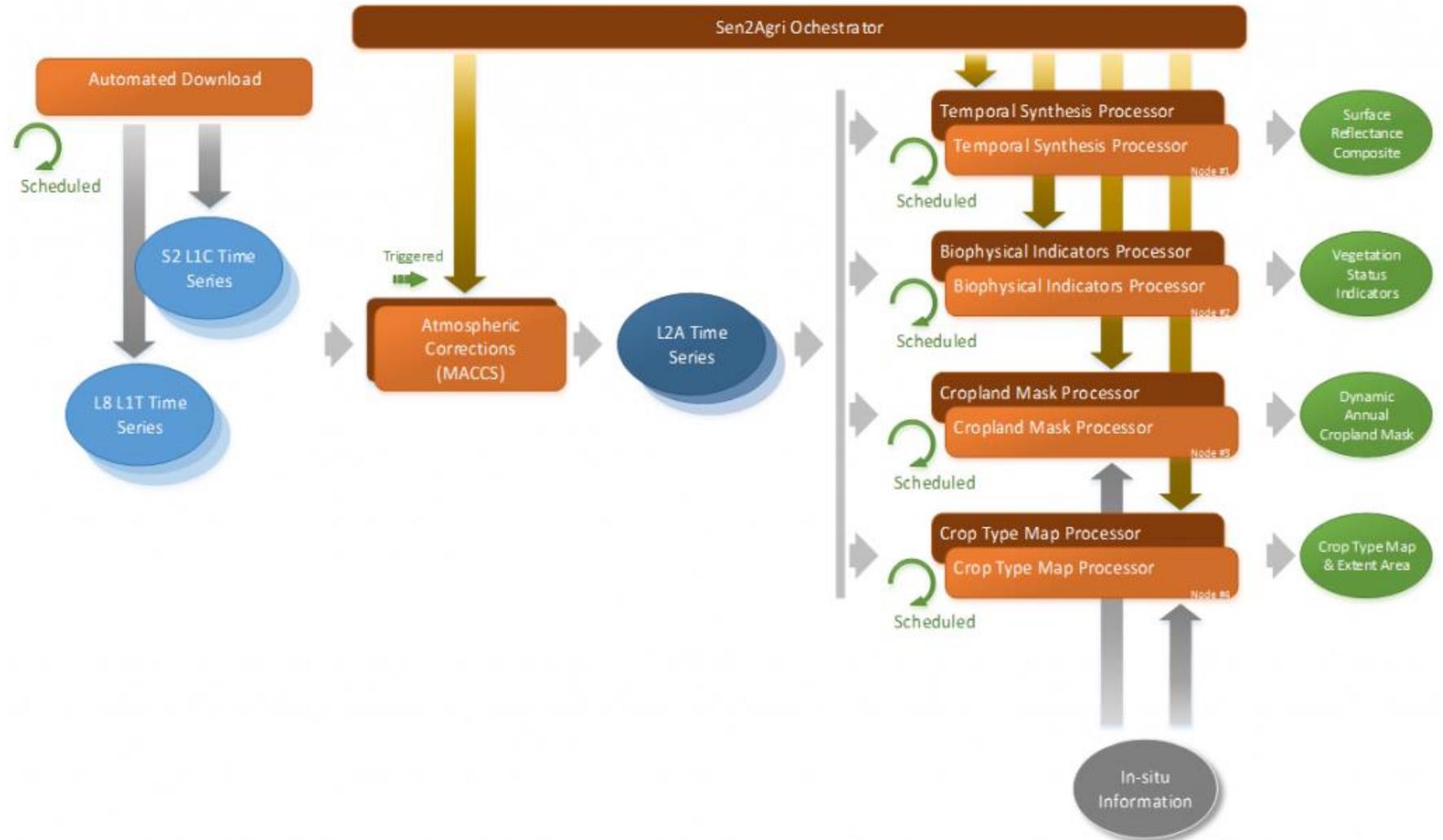
PUCP

QLAB

- 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

MIDAGRI

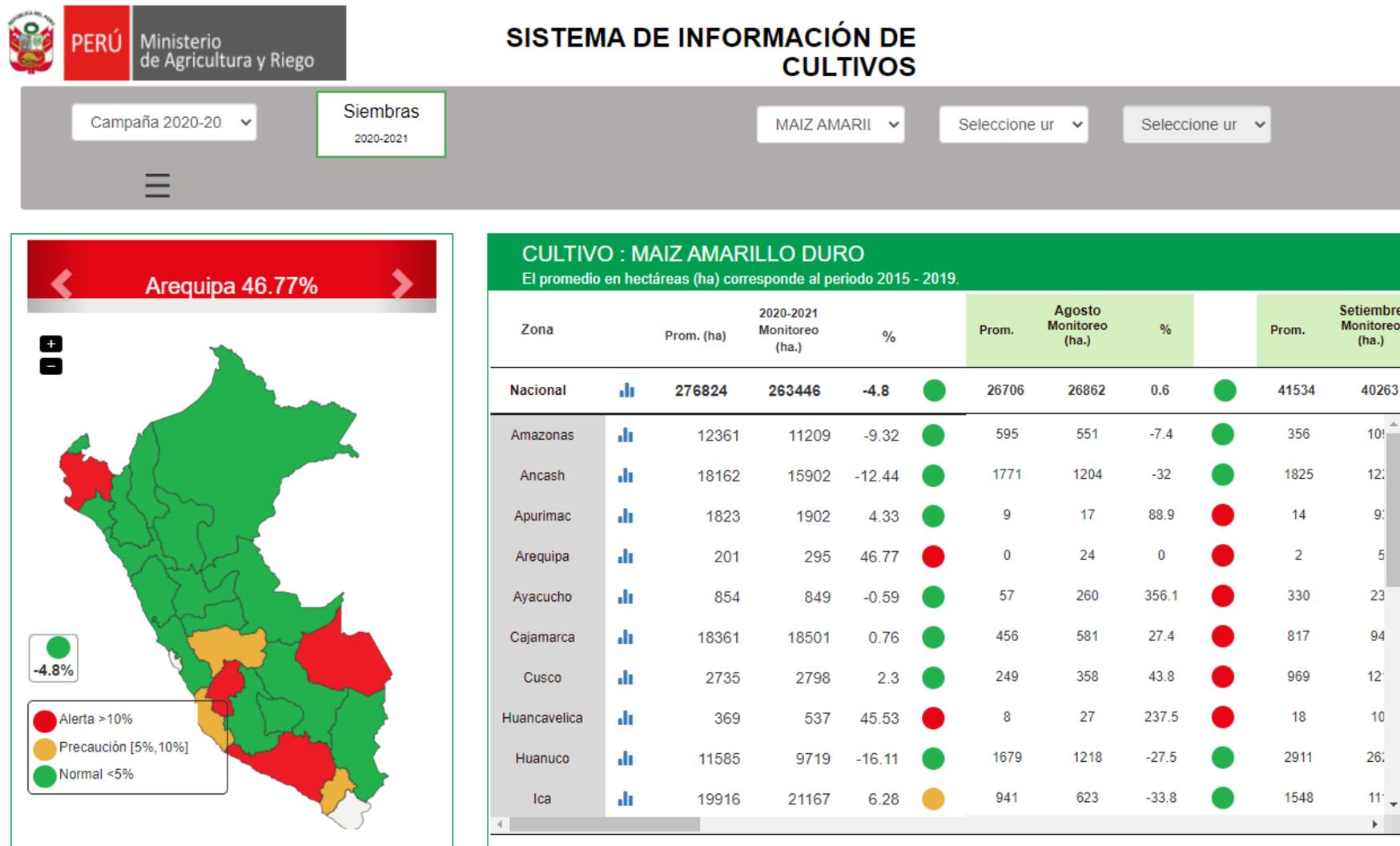
Sistema de Información de Cultivos

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



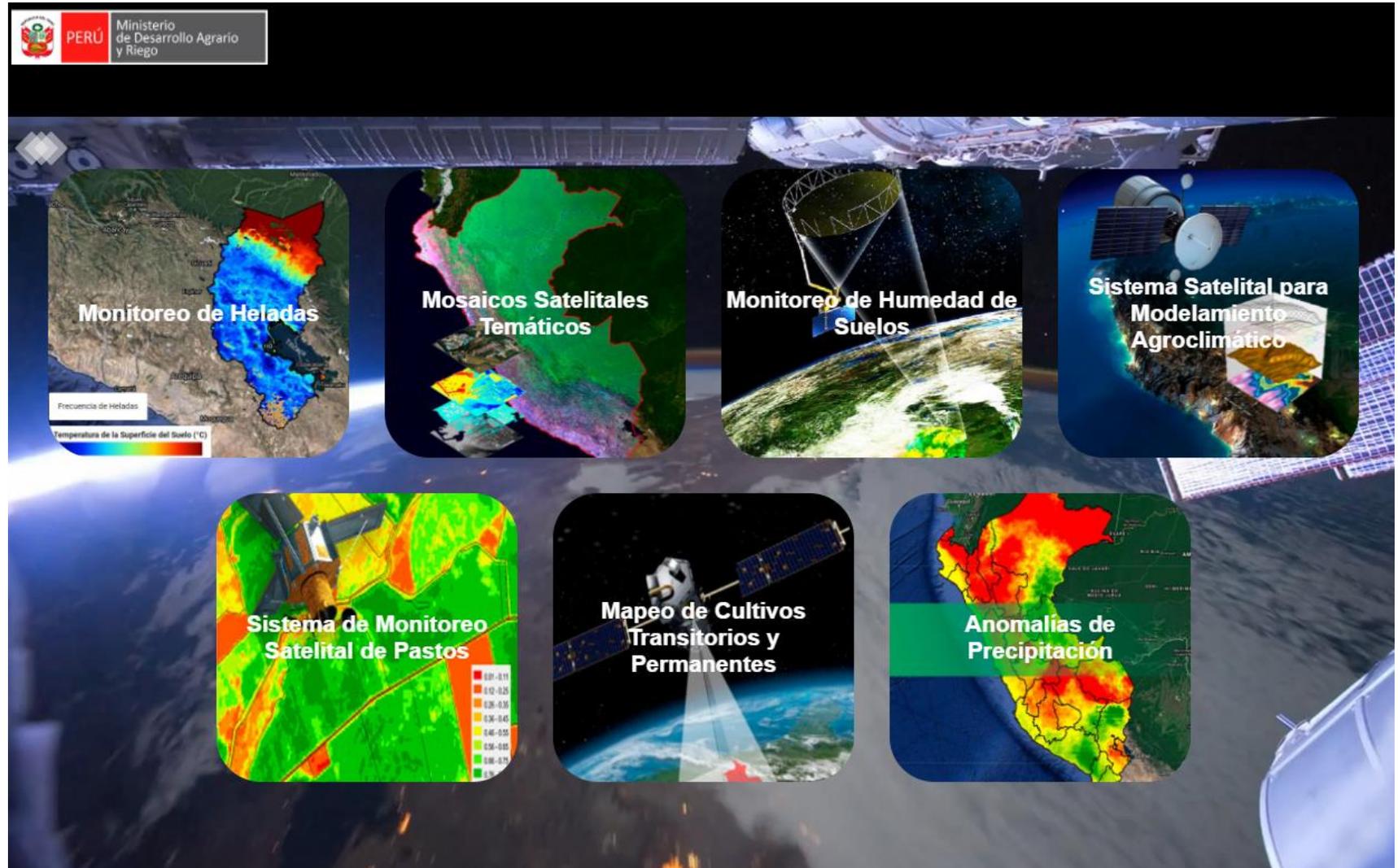
PUCP

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 Díaz

pedro.diaz@puc-rio.br