

WEBINAR

Recomendaciones para abordar el Desafío AgTech utilizando PYTHON

Martes 10 /11 - 9hs

**DESAFÍOS
AGTECH**
www.desafiosagtech.com

Alfredo Campos

Desarrollador-Investigador-Docente

 **VISTAGUAY**

MatbaRofex

Bolsa
de CerealesBOLSA
DE COMERCIO
DE ROSARIO

ROADMAP

**DESAFÍOS
AGTECH**

Qué es una clasificación y para qué clasificar.

Imágenes satelitales. Fortalezas y Debilidades.

Cómo clasificar con imágenes satelitales.

Desafío AgTech. Dataset. Restricciones.

Formas de encarar el desafío con Python.

Alfredo Campos

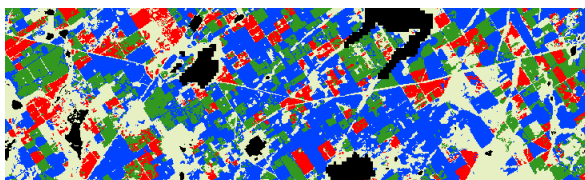
MatbaRofex

Bolsa
de CerealesBOLSA
DE COMERCIO
DE ROSARIO

CLASIFICACIONES

DESAFÍOS
AGTECH

QUÉ SON?



■ Maíz (Cultivo único)
 ■ Soja (Cultivo único)
 ■ Cultivo de Invierno - Soja
 ■ Cultivo de Invierno - Maíz
 ■ Maíz (Cultivo único)
 ■ Girasol (Cultivo único)
 ■ Cultivo de Invierno (Cultivo único)
 ■ Ganadería
 ■ Vegetación natural leñosa

<http://www.geointa.inta.gob.ar/2019/09/10/mapa-nacional-de-cultivos-campana-20182019/>

PARA QUÉ
SE USAN?

- Optimización de políticas públicas y privadas.
- Cuidado del ambiente.
- 1er paso para estimar la cosecha.

Alfredo Campos

MatbaRofex

Arlos
de LencinasInstituto
de Estadística

IMÁGENES SATELITALES. BONDADES.

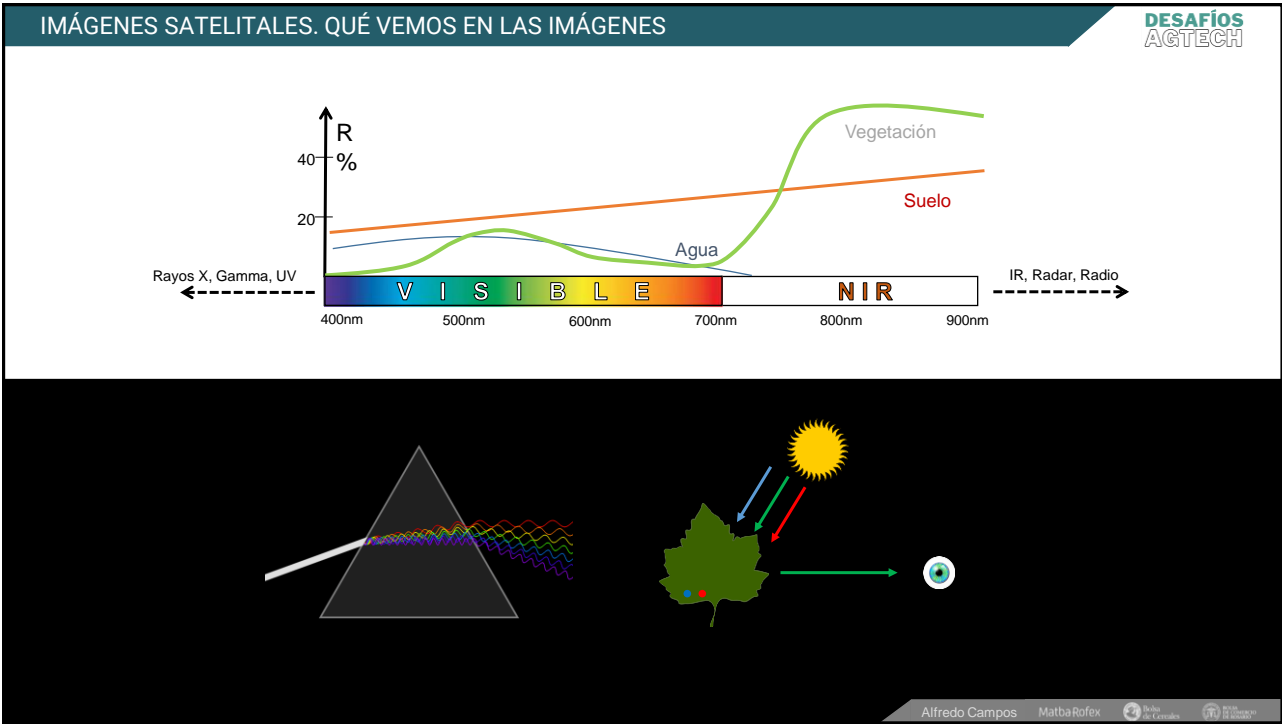
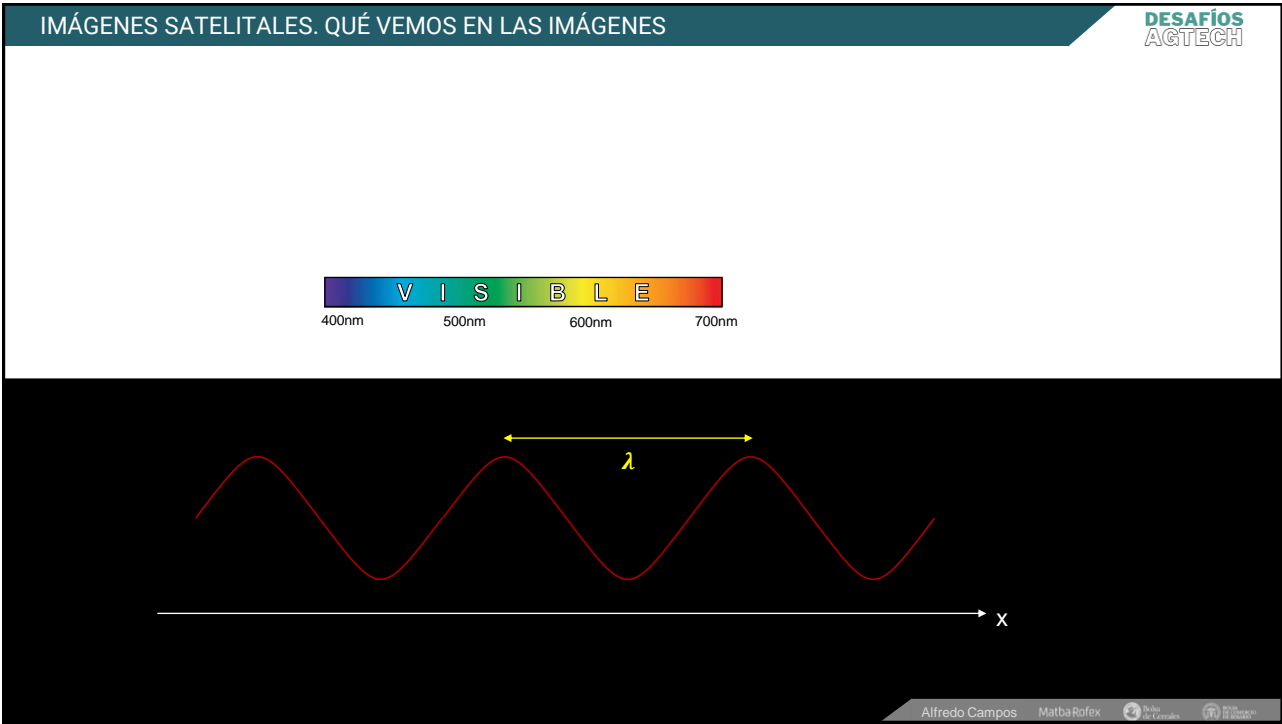
DESAFÍOS
AGTECHBondades de las imágenes satelitales

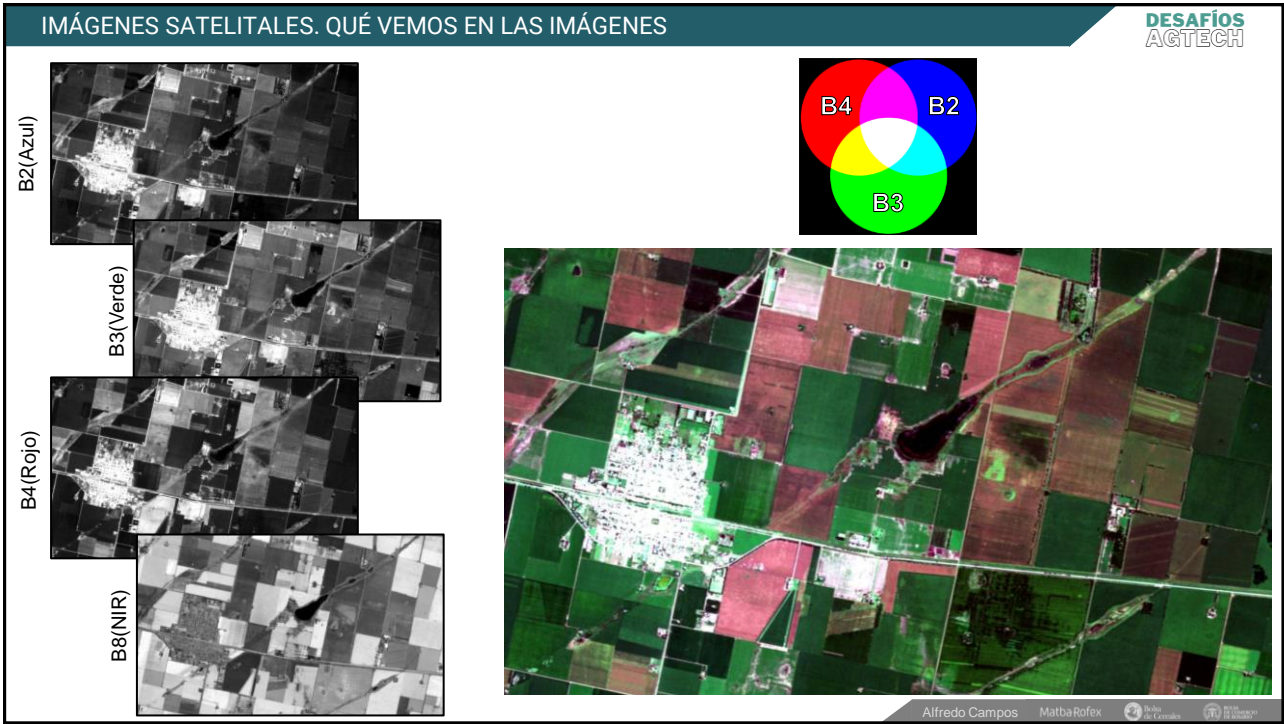
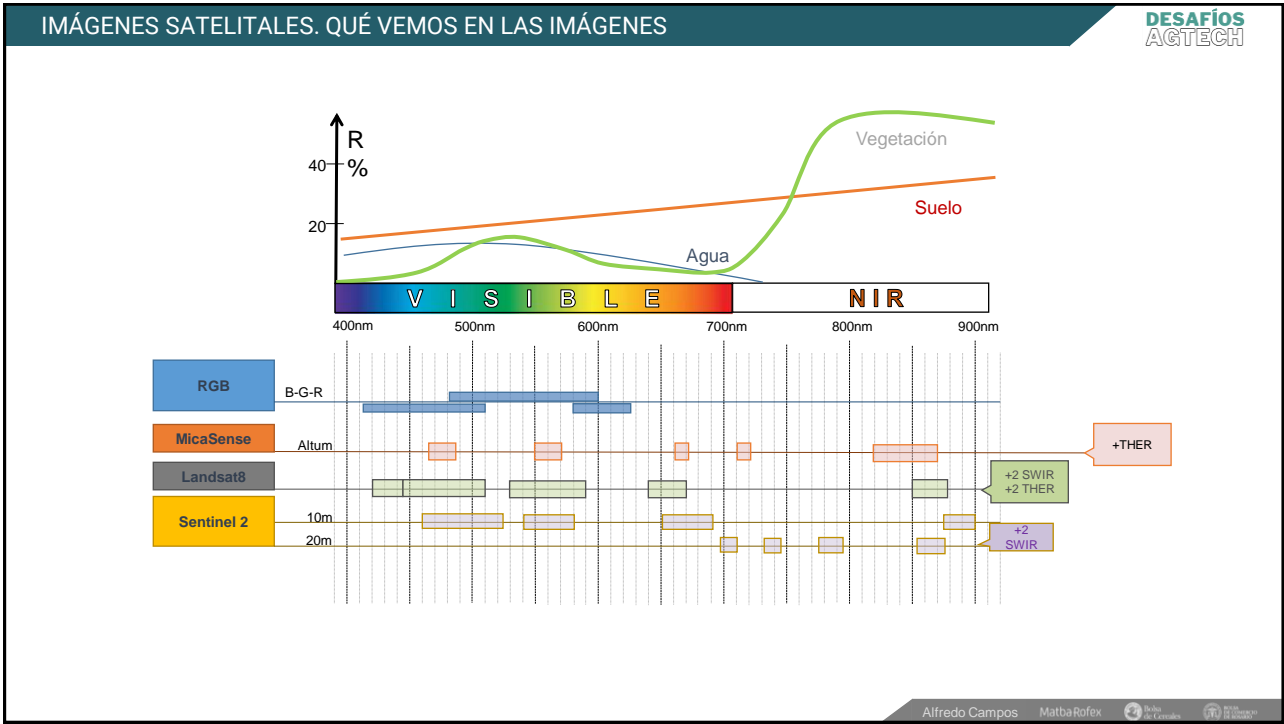
1. Objetiva
2. Metódica
3. Periódica (- nubes)
4. Documento
5. Veo el pasado!
6. Ven más que el ojo humano

Alfredo Campos

MatbaRofex

Arlos
de LencinasInstituto
de Estadística





IMÁGENES SATELITALES. QUÉ VEMOS EN LAS IMÁGENES

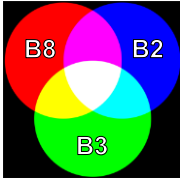
DESAFÍOS AGTECH


B2(Azul)

B3(Verde)

B4(Rojo)

B8(NIR)





Alfredo Campos

MatbaRofex

IMÁGENES SATELITALES. QUÉ VEMOS EN LAS IMÁGENES

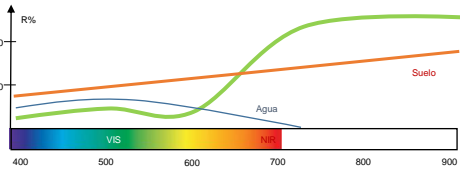
DESAFÍOS AGTECH

B2(Azul)


B3(Verde)

B4(Rojo)

B8(NIR)



$$NDVI = \frac{NIR - Rojo}{NIR + Rojo}$$



Alfredo Campos

MatbaRofex

IMÁGENES SATELITALES. ÍNDICES.

DESAFÍOS
AGTECH

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$$

$$EVI = \frac{2.5 (NIR - R)}{NIR + 6 R - 7.5 B + 1}$$

$$SAVI = \frac{NIR - R}{NIR + R + L} (1 + L)$$

$$TNDVI = \sqrt{0.5 + \frac{NIR - R}{NIR + R}}$$

$$GNDVI = \frac{NIR - G}{NIR + G}$$

$$LAI = 3.618 \cdot EVI - 0.118$$

$$SR = \frac{NIR}{R}$$

$$OSAVI = \frac{1.5 (NIR - R)}{NIR + R + 0.16}$$

$$GSAVI = \frac{NIR - G}{NIR + G + L} (1 + L)$$

$$VARI = \frac{G - R}{G + R - B}$$

$$GRVI = \frac{NIR}{G}$$

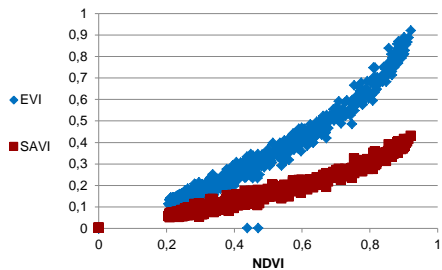
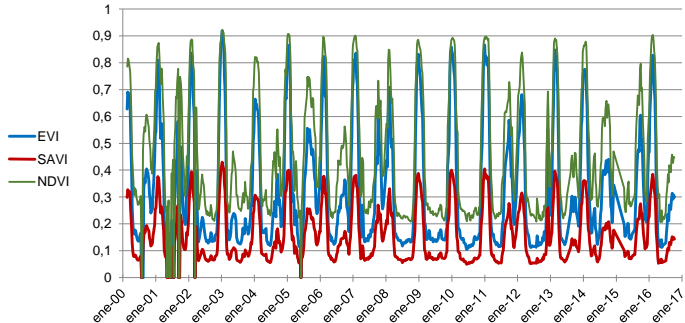
$$DVI = NIR - R$$

$$ENNDVI = \frac{NIR + G - 2 B}{NIR + G + 2 B}$$

$$GNDVI = NIR - G$$

$$IPVI = \frac{NIR}{NIR + R}$$

$$NGRDI = \frac{G - R}{G + R}$$



Alfredo Campos MatbaRofex

COMO CLASIFICAR CON IMÁGENES SATELITALES. SENSOR.

DESAFÍOS
AGTECH

Landsat 8

- píxel: 30m
- img c/16 días
- 11 bandas
- \$=0*



Sentinel II

- Pixel 10m
- img c/5 días
- 13 bandas
- \$=0*



Planet

- Pixel 3m
- img c/1 día
- 4 bandas
- \$ > 0

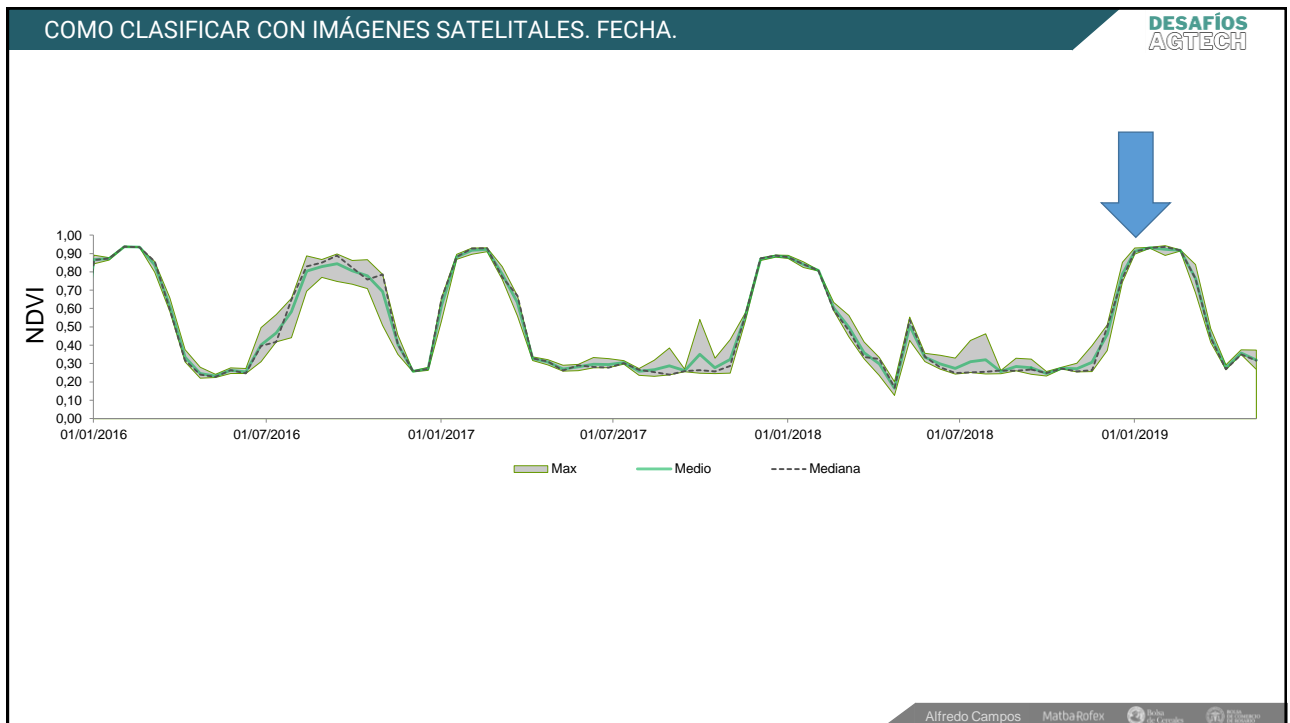


Drone

- Pixel < 5cm
- img c/visita
- 3-5 bandas
- \$↑



Alfredo Campos MatbaRofex



COMO CLASIFICAR CON IMÁGENES SATELITALES. MÉTODO.

DESAFÍOS AGTECH

- INSPECCIÓN VISUAL
- CLASIFICACIÓN NO SUPERVISADA (ej: Kmeans)
- CLASIFICACIÓN SUPERVISADA (ej: SVM, NN, Decision Trees)

Alfredo Campos MatbaRofex

COMO CLASIFICAR CON IMÁGENES SATELITALES. EVALUACIÓN.

DESAFÍOS
AGTECH

| | |
|---|--|
| <code>metrics.accuracy_score(y_true, y_pred, *, ...)</code> | Accuracy classification score. |
| <code>metrics.auc(x, y)</code> | Compute Area Under the Curve (AUC) using the trapezoidal rule |
| <code>metrics.average_precision_score(y_true, ...)</code> | Compute average precision (AP) from prediction scores |
| <code>metrics.balanced_accuracy_score(y_true, ...)</code> | Compute the balanced accuracy |
| <code>metrics.brier_score_loss(y_true, y_prob, *)</code> | Compute the Brier score. |
| <code>metrics.classification_report(y_true, y_pred, *)</code> | Build a text report showing the main classification metrics. |
| <code>metrics.cohen_kappa_score(y1, y2, *, ...)</code> | Cohen's kappa: a statistic that measures inter-annotator agreement. |
| <code>metrics.confusion_matrix(y_true, y_pred, *)</code> | Compute confusion matrix to evaluate the accuracy of a classification. |
| <code>metrics.dcg_score(y_true, y_score, *, k, ...)</code> | Compute Discounted Cumulative Gain. |
| <code>metrics.f1_score(y_true, y_pred, *, ...)</code> | Compute the F1 score, also known as balanced F-score or F-measure |
| <code>metrics.fbeta_score(y_true, y_pred, *, beta)</code> | Compute the F-beta score |
| <code>metrics.hamming_loss(y_true, y_pred, *, ...)</code> | Compute the average Hamming loss. |
| <code>metrics.hinge_loss(y_true, pred_decision, *)</code> | Average hinge loss (non-regularized) |
| <code>metrics.jaccard_score(y_true, y_pred, *, ...)</code> | Jaccard similarity coefficient score |
| <code>metrics.log_loss(y_true, y_pred, *, eps, ...)</code> | Log loss, aka logistic loss or cross-entropy loss. |
| <code>metrics.matthews_corcoef(y_true, y_pred, *)</code> | Compute the Matthews correlation coefficient (MCC) |
| <code>metrics.multilabel_confusion_matrix(y_true, ...)</code> | Compute a confusion matrix for each class or sample |
| <code>metrics.ndcg_score(y_true, y_score, *, k, ...)</code> | Compute Normalized Discounted Cumulative Gain. |
| <code>metrics.precision_recall_curve(y_true, ...)</code> | Compute precision-recall pairs for different probability thresholds |
| <code>metrics.precision_recall_fscore_support(...)</code> | Compute precision, recall, F-measure and support for each class |
| <code>metrics.precision_score(y_true, y_pred, *, ...)</code> | Compute the precision |
| <code>metrics.recall_score(y_true, y_pred, *, ...)</code> | Compute the recall |
| <code>metrics.roc_auc_score(y_true, y_score, *, ...)</code> | Compute Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve (ROC AUC) from prediction scores. |
| <code>metrics.roc_curve(y_true, y_score, *, ...)</code> | Compute Receiver operating characteristic (ROC) |
| <code>metrics.zero_one_loss(y_true, y_pred, *, ...)</code> | Zero-one classification loss. |

<https://scikit-learn.org/stable/modules/classes.html#module-sklearn.metrics>

Alfredo Campos

MatbaRofex

Arlos
L. Lamas


COMO CLASIFICAR CON IMÁGENES SATELITALES. HERRAMIENTAS.

DESAFÍOS
AGTECH


Google Earth Engine



SENTINEL Hub
by SINERGISE



Alfredo Campos

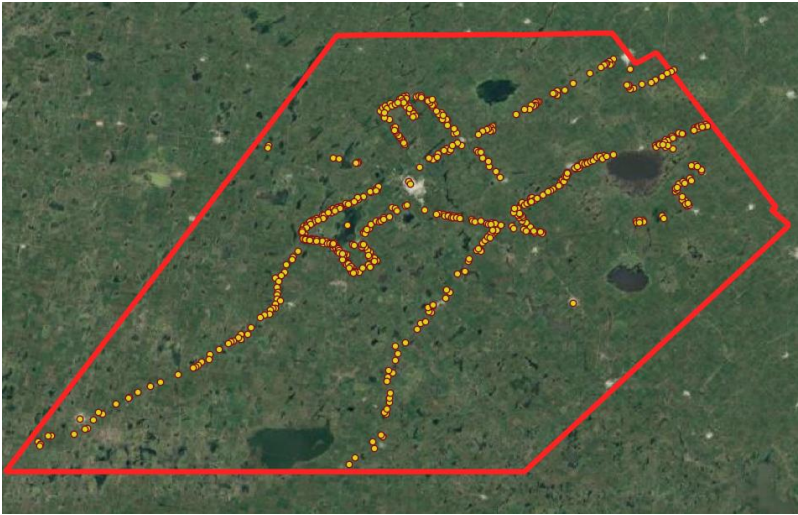
MatbaRofex

Arlos
L. Lamas


DESAFIO AGTECH. ZONA DE INTERÉS.


DESAFÍOS
AGTECH






Alfredo Campos

MatbaRofex





DESAFIO AGTECH. QUE SE BUSCA?

DESAFÍOS
AGTECH

Hacer una clasificación en Gral. López:


- Identificar lo cultivado para ciertas ubicaciones.
- Hacer un código que trabaje de forma automática.

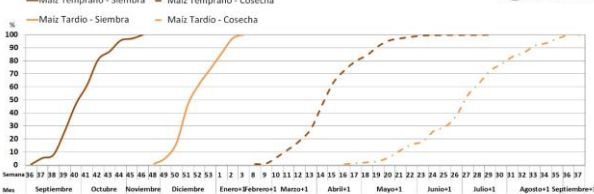
Cultivos: Maíz (1ra y 2da), Soja (1ra y 2da) y Barbechos.
Campañas: 18/19 y 19/20

Datasets: Train, Test, Etiquetas


Método de chequeo:
$$\text{balanced-accuracy}(y, \hat{y}, w) = \frac{1}{\sum \hat{w}_i} \sum_i 1(\hat{y}_i = y_i) \hat{w}_i \quad \hat{w}_i = \frac{w_i}{\sum_j 1(y_j = y_i) w_j}$$

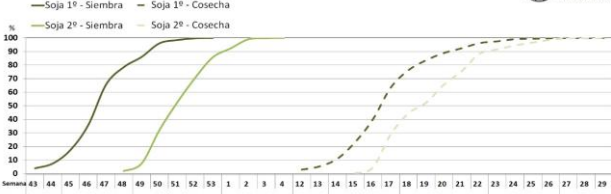
Siembra y cosecha de Maíz en Gral. Lopez (S.Fe)






Siembra y cosecha de Soja en Gral. Lopez (S.Fe)






Alfredo Campos

MatbaRofex





10

EJEMPLOS

DESAFÍOS
AGTECH

EJEMPLOS CON



DISCLAIMER: ESTE CODIGO ES A MODO DE EJEMPLO DIDÁCTICO, NO CONTIENE CONTROL DE ERRORES, NI SOFISTICACIONES, NI MEJORAS DE PERFORMANCE. TODOS LOS USOS DE LIBRERIAS EXTERNAS PUEDEN SER MEJORADAS EN SU IMPLEMENTACIÓN.

Alfredo Campos

MatbaRofex

EJEMPLO 1

DESAFÍOS
AGTECHQUE HAREMOS

- Usaremos la librería gdal.
- Vamos a abrir una imagen Sentinel 2 y armaremos una hipermatriz.
- Vamos a visualizar RGB y un «falso color».
- Calcularemos y visualizaremos el ndvi.
- Calcularemos y visualizaremos donde hay lugares con poco o nada de vegetación.

QUE USAREMOS

- Imagen Sentinel descargada con las bandas B-G-R-NIR-SWIR1-SWIR2

Alfredo Campos

MatbaRofex

EJEMPLO 2

QUE HAREMOS

- Usaremos la librería gdal y sklearn.
- Vamos a abrir una imagen Sentinel 2.
- Aplicaremos una clasificación no supervisada (Kmeans).
- Visualizaremos los resultados.

QUE USAREMOS

- Imagen Sentinel 2 descargada con las bandas B-G-R-NIR-SWIR1-SWIR2

EJEMPLO 3

QUE HAREMOS

- Usaremos la librería ee (Google Earth Engine).
- Abriremos unos puntos de entrenamiento y obtendremos sus datos asociados.
- Visualizaremos los valores asociados a cada uno de los puntos.

QUE USAREMOS

- Archivo con puntos de entrenamiento (previamente filtrados para apoyar en la img)

EJEMPLO 4

QUE HAREMOS

- Usaremos la librería gdal.
- Vamos a abrir una imagen Sentinel 2.
- Abriremos unos puntos de entrenamiento y obtendré sus datos asociados.
- Clasificaremos con Random Forest los puntos de testeo.
- Clasificaremos con Random Forest la imagen completa.

QUE USAREMOS

- Imagen Sentinel 2 descargada con las bandas B-G-R-NIR-SWIR1-SWIR2.
- Archivo con puntos de entrenamiento (previamente filtrados para apoyar en la img)
- Archivo con puntos de testeo (previamente filtrados para apoyar en la img)

Alfredo Campos

MatbaRofex

Arlos
de LencinasInstituto
de Investigación

EJEMPLO 5

QUE HAREMOS

- Usaremos la librería gdal.
- Vamos a abrir una imagen Sentinel 2.
- Abriremos unos puntos de entrenamiento y obtendremos sus datos asociados.
- Clasificaremos con SVM los puntos de testeo.

QUE USAREMOS

- Archivo con puntos de entrenamiento (previamente filtrados para apoyar en la img)
- Archivo con puntos de testeo (previamente filtrados para apoyar en la img)

Alfredo Campos

MatbaRofex

Arlos
de LencinasInstituto
de Investigación

EJEMPLO 6

DESAFÍOS
AGTECHQUE HAREMOS

- Usaremos la librería gdal.
- Vamos a abrir una imagen Sentinel 2.
- Abriremos unos puntos de entrenamiento y los dividiremos en dos sets.
- Clasificaremos con Random Forest, SVM y Aleatoriamente los puntos.
- Correremos algunas metricas.

QUE USAREMOS

- Archivo con puntos de entrenamiento (previamente filtrados para apoyar en la img)

Alfredo Campos MatbaRofex   

GRACIAS!

<https://github.com/camposalfredo/>

Consultas?  **slack**

Alfredo Campos MatbaRofex   