Clasificación de Cultivos con Imagenes Satelitales

Última actualización: Viernes 18/12/2020

Este cuaderno contiene el código correspondiente al desarrollo del modelo de clasificación de cultivos elegido -una red convolucional 1D- para participar en la competencia Desafío AgTech2020.

La aplicabilidad de este tipo de redes en esta y otras áreas se trata en 1D Convolutional Neural Networks and Applications – A Survey.

Descripción

Requisitos de ejecución

- Ambiente recomendado: Google Colab, preferentemente con GPU o TPU. Para ejecución local una alternativa es con docker de Jupyter Datascience Notebook
- Cuentas de Google Earth Engine y Google Drive para consulta y almacenamiento de imágenes satelitales, pesos de modelos, datasets procesados, etc.

Nota: todos los archivos que se han generado para el entrenamiento y uso del modelo se incluyen o bien en el fork del repositorio Github o con links públicos (para los archivos grandes), los requerimientos anteriores son únicamente si se quiere reproducir el procedimiento completo.

Links públicos (Google Drive):

- CSV de entrenamiento con etiquetas, limpio: train_merged_clean.csv
- CSV de entranamiento con muestras adicionales para balancear clases: train_expanded_balanced.csv
- CSV ampliado con bandas de Sentinel2 (Train): train_s2_v1.csv
- CSV ampliado con series temporales (Train): train_expanded_balanced_timeseries_pickle.csv
- CSV ampliado con series temporales (Test): test_timeseries_pickle.csv
- Series temporales (Train): train_expanded_balanced_timeseries_pickle.tar.gz
- Series temporales (Test): test_timeseries_pickle.tar.gz
- Tabla para convertir de Índice de Clase a Id de Cultivo:class_idx_to_cultivo_id.pkl
- Estandarización de datos: skaler.pkl

Organización del Cuaderno

Este cuaderno está organizado intentando reproducir el orden en que se fueron explorando los datos, considerando posibles modelos y finalmente seleccionando la mejor estrategia. No obstante se eliminaron los apartados específicos de los modelos descartados para la competencia: datasets de imágenes Sentinel2 y Landsat, SVM, Random Forest, etc. Sólo se

incluye la arquitectura del modelo final seleccionado con el cuál se generó el archivo CSV de mejor puntaje enviado al evaluador de la competencia. Dado que las posibilidades de combinaciones de todos los juegos de parámetros y opciones de generación y visualización de datos son infinitas, se propone como guía para entender los principales aspectos del problema y se invita a editarlo y ejecutar nuevamente algunas celdas para generar ensayos adicionales.

1. **Setup inicial**: descarga de librerías, autenticación en servicios de Google, inicialización etc. Descarga de dataset.
2. **Carga del dataset y Análisis Exploratorio Inicial**: inspección de los datos, consolidación y conclusiones preliminares.
3. **Preparación del dataset**: ampliación usando información obtenida de imágenes satelitales por medio de GEE y otras librerías.
4. **Ingeniería de Features Básica**: estudio de features utilizando las incorporadas al dataset.
5. **Entrenamiento del Modelo Presentado**: entrenamiento del modelo seleccionado. Descripción de otros modelos y variantes de configuración. Evaluación.
6. **Conclusiones y Análisis de Resultados**.
7. **Preparación de resultado**: generación del CSV para submisión al evaluador de la competencia.
8. **Anexo**: código adicional utilizado para obtener imágenes, procesar datos, o realizar consultas en GEE.

Links y referencias de interés

- Desafío AgTech 2020
  - Sitio Web de la Competencia
  - DesafiosAgTech (github)
  - Webinar Recomendaciones para abordar el Desafío Agtech utilizando Python - Desafíos Agtech 2020
  - Repositorio con ejemplos del Webinar (github)
  - Desafios Agtech - Webinar GEE
- Google Earth Engine
  - Google Earth Engine Examples (python)
  - Google Earth Engine Guides
  - Application of Google Earth Engine Cloud Computing Platform, Sentinel Imagery, and Neural Networks for Crop Mapping in Canada
- Sentinel2
  - Sentinel 2 User Handbook
  - SentinelHub eo-learn
- Landsat8
  - Landsat8 Data Users Handbook

- Aplicaciones de Redes Convolucionales 1D para clasificación de señales
  - "1D Convolutional Neural Networks and Applications – A Survey", Serkan Kiranyaz, Onur Avci, Osama Abdeljaber, Turker Ince, Moncef Gabbouj, Daniel J. Inman

1. Setup inicial

Instalación de librerías, descarga de datos, y autenticación en GEE.

```
!pip install geehydro geopandas geextract geemap &> /dev/null
```

Autenticación GEE y Google Drive

Nota: se usa Google drive para cargar y descargar CSVs con datasets ampliados y otros archivos temporales.

```
import ee
ee.Authenticate()
```

```
To authorize access needed by Earth Engine, open the following URL in a web b

    https://accounts.google.com/o/oauth2/auth?client_id=517222506229-vsmmajv0

The authorization workflow will generate a code, which you should paste in th
Enter verification code: 4/1AY0e-g5z04f8zQPHlz4uEObV5RjsKO1ZThpLK5Bge_9aoQ0Ma

Successfully saved authorization token.
```

```
ee.Initialize()
```

Autenticación Google Drive (para carga y descarga de datasets ampliados con features de imagenes satelitales).

```
GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH = "/content/drive/My Drive/Colab Notebooks/DesafioAgTech
from google.colab import drive
import os
drive.mount('/content/drive')
!ls
```

```
Mounted at /content/drive
drive  sample_data
```

2. Carga del dataset y Análisis Exploratorio Inicial

Se descarga el repositorio para obtener los CSVs

```
!git clone https://github.com/nborro/DesafioAgTech2020.git
```

```
!git clone https://github.com/nmoro/DesafioAgTech2020.git
!unrar -o+ x DesafioAgTech2020/dataset/Gral_Lopez.rar DesafioAgTech2020/dataset
!ls DesafioAgTech2020/dataset
```

```
Cloning into 'DesafioAgTech2020'...
remote: Enumerating objects: 4, done.
remote: Counting objects: 100% (4/4), done.
remote: Compressing objects: 100% (4/4), done.
remote: Total 82 (delta 0), reused 2 (delta 0), pack-reused 78
Unpacking objects: 100% (82/82), done.

UNRAR 5.50 freeware      Copyright (c) 1993-2017 Alexander Roshal


Extracting from DesafioAgTech2020/dataset/Gral_Lopez.rar

Extracting  DesafioAgTech2020/dataset/Gral Lopez.shx                  OK
Extracting  DesafioAgTech2020/dataset/Gral Lopez.cpg                  OK
Extracting  DesafioAgTech2020/dataset/Gral Lopez.dbf                  OK
Extracting  DesafioAgTech2020/dataset/Gral Lopez.prj                  OK
Extracting  DesafioAgTech2020/dataset/Gral Lopez.qpj                  OK
Extracting  DesafioAgTech2020/dataset/Gral Lopez.shp                  OK
All OK
 data_test.csv   'Gral Lopez.cpg'  'Gral Lopez.qpj'  'Gral Lopez.shx'
 data_train.csv  'Gral Lopez.dbf'   Gral_Lopez.rar
 Etiquetas.csv   'Gral Lopez.prj'  'Gral Lopez.shp'
```

```
DATASET_PATH = "./DesafioAgTech2020/dataset/"
TRAIN_CSV_FILENAME = DATASET_PATH+"data_train.csv"
TEST_CSV_FILENAME = DATASET_PATH+"data_test.csv"
LABELS_CSV_FILENAME = DATASET_PATH+"Etiquetas.csv"
```

Exploración del dataset.

```
# GDAL y GEE
from osgeo import osr, ogr, gdal
import geemap

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
sns.set(style="ticks", color_codes=True, font_scale=1.5)

import pickle
from datetime import datetime
import os
import shutil

from IPython.display import HTML, display
```

Vista de datos de entrenamiento y etiquetas.

```
train_df = pd.read_csv(TRAIN_CSV_FILENAME)
```

```
2 train_df.head()
```

	Id	Cultivo	Longitud	Latitud	Elevacion	Dataset	Campania	GlobalId
0	1	S	-62.144163	-33.800202	104.111862	BC	18/19	1
1	4	M	-62.155418	-33.801742	105.698082	BC	18/19	4
2	6	N	-62.163615	-33.808092	104.233162	BC	18/19	6
3	7	M	-62.164773	-33.813671	103.859932	BC	18/19	7
4	9	M	-62.097200	-33.778628	98.532104	BC	18/19	9

```
1 labels_df = pd.read_csv(LABELS_CSV_FILENAME)
2 labels_df
```

	CultivoId	Cultivo	Tipo
0	1	S	SOJA 1

Se completa el dataset de entrenamiento con la descripción de etiquetas.

2	2	M	MAIZ TEMP

```
1 train_df = train_df.join(labels_df.set_index('Cultivo'),on='Cultivo')
2 train_df
```

	Id	Cultivo	Longitud	Latitud	Elevacion	Dataset	Campania	GlobalId
0	1	S	-62.144163	-33.800202	104.111862	BC	18/19	1
1	4	M	-62.155418	-33.801742	105.698082	BC	18/19	4
2	6	N	-62.163615	-33.808092	104.233162	BC	18/19	6
3	7	M	-62.164773	-33.813671	103.859932	BC	18/19	7
4	9	M	-62.097200	-33.778628	98.532104	BC	18/19	9
...	...	...	...	...	...	...	...	...
845	467	U	-61.607786	-33.599139	-0.000023	BCR	19/20	1449
846	469	N	-62.245215	-34.322219	-0.000023	BCR	19/20	1451
847	470	N	-61.480817	-33.947748	-0.000023	BCR	19/20	1452

```
1 train_df.describe()
```

	Id	Longitud	Latitud	Elevacion	GlobalId	CultivoId
count	850.000000	850.000000	850.000000	850.000000	850.000000	849.000000
mean	243.943529	-61.905162	-33.800339	102.923320	750.588235	4.419317
std	144.458394	0.298277	0.184910	13.791425	418.263748	5.537897
min	1.000000	-62.861688	-34.375327	-0.000023	1.000000	1.000000
25%	119.000000	-62.099017	-33.872251	99.859977	411.500000	1.000000
50%	235.000000	-61.920053	-33.798076	103.869263	758.500000	2.000000
75%	366.750000	-61.709385	-33.671438	109.479976	1108.500000	3.000000
max	550.000000	-61.210180	-33.458219	126.779977	1455.000000	24.000000

Tipos de cultivos y cantidad de campañas.

```
1 train_df.CultivoId.unique()
```

```
array([ 1.,  3., 10., 15.,  9.,  8., 19., 23., nan,  2.,  7.,  4., 24.,
       11.,  5.])
```

Chequeo de Ids. inválidos.

```
np.any(np.isnan(train_df.CultivoId.unique()))
```

```
True
```

```
np.where(train_df.CultivoId.isna())
```

```
(array([150]),)
```

Se observa que uno de los Ids de cultivo aparece como NaN.

```
row_index_with_na = np.where(train_df.CultivoId.isna())[0][0]
train_df.iloc[row_index_with_na,:]
```

```
Id               278
Cultivo          S/M
Longitud    -62.0323
Latitud     -33.5726
Elevacion    109.664
Dataset           BC
Campania       18/19
GlobalId         278
CultivoId        NaN
Tipo             NaN
Name: 150, dtype: object
```

El cultivo está indicado como S/M (Soja/Maiz?) que no tiene asignado un Id, por lo tanto se elimina la fila. Nuevamente se obtiene la lista de cultivos y se convierte la columna a int (antes no se podía por el NaN).

```
train_df.dropna(inplace=True)
train_df["CultivoId"] = train_df["CultivoId"].astype(int)
classes_in_dataset = np.sort(train_df.CultivoId.unique())
N_CLASSES = len(train_df.CultivoId.unique())
classes_in_dataset,N_CLASSES
```

```
(array([ 1,  2,  3,  4,  5,  7,  8,  9, 10, 11, 15, 19, 23, 24]), 14)
```

Se crean tablas para conversión de Ids a Índices de clases y Etiquetas. Se restringe el problema de clasificación a las clases para las cuales se dispone de aunque sea una muestra. Esto dá un total de 15 clases de las 24 etiquetas del problema original.

Índice (0-14) a identificador de cultivo.

```
1 class_idx_to_cultivo_id = [ int(x) for x in classes_in_dataset]
2 class_idx_to_cultivo_id, len(class_idx_to_cultivo_id)
```

```
([1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 15, 19, 23, 24], 14)
```

Identificador de cultivo a índice.

```
1 cultivo_id_to_class_idx = [ None if i not in class_idx_to_cultivo_id else class
2 cultivo_id_to_class_idx
```

```
[None,
 0,
 1,
 2,
 3,
 4,
 None,
 5,
 6,
 7,
 8,
 9,
 None,
 None,
 None,
 10,
 None,
 None,
 None,
 11,
 None,
 None,
 None,
 12,
 13]
```

Índice de clase a etiqueta.

```
1 class_idx_to_label = [ train_df[train_df.CultivoId==class_idx_to_cultivo_id[i]]
2 class_idx_to_label
```

```
['SOJA 1',
 'SOJA 2',
 'MAIZ TEMP',
 'MAIZ TARD O 2DA',
 'TRIGO',
 'GIRASOL',
 'SORGO',
 'FORRAJES, PASTURAS, VERDEOS',
 'CAMPO NATURAL',
 'BARBECHO',
 'AGUA',
 'ALFALFA',
 'NO SABE',
 'URBANO']
```

Verificación.

```
1 class_idx_to_cultivo_id[0],class_idx_to_cultivo_id[1],class_idx_to_cultivo_id[1
```

```
(1, 2, 24)
```

```
1 cultivo_id_to_class_idx[1],cultivo_id_to_class_idx[2],cultivo_id_to_class_idx[2
```

```
(0, 1, 13)
```

```
1 class_idx_to_label[0],class_idx_to_label[1],class_idx_to_label[13]
```

```
('SOJA 1', 'SOJA 2', 'URBANO')
```

Agregado de cólumna con índice de clase a dataset de entrenamiento.

```
1 def map_cultivo_id_to_class_idx(row):
2   return cultivo_id_to_class_idx[row['CultivoId']]
```

```
1 train_df['class_idx'] = train_df.apply(map_cultivo_id_to_class_idx, axis=1, res
2 train_df.head(10)
```

	Id	Cultivo	Longitud	Latitud	Elevacion	Dataset	Campania	GlobalId	Cu
0	1	S	-62.144163	-33.800202	104.111862	BC	18/19	1	
1	4	M	-62.155418	-33.801742	105.698082	BC	18/19	4	
2	6	N	-62.163615	-33.808092	104.233162	BC	18/19	6	
3	7	M	-62.164773	-33.813671	103.859932	BC	18/19	7	
4	9	M	-62.097200	-33.778628	98.532104	BC	18/19	9	
5	10	N	-62.099470	-33.775894	98.532104	BC	18/19	10	
6	14	S	-62.131195	-33.789271	103.085487	BC	18/19	14	
7	15	S	-62.140227	-33.797085	101.863167	BC	18/19	15	

Para posterior uso, se almacena el dataset con estas modificaciones en un CSV, junto con las tablas de conversión y se deja una función de conveniencia para cargarla junto con las tablas de conversión.

```
1 train_df.to_csv(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'train_merged_clean.csv')
2 with open(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'class_idx_to_cultivo_id.pkl', 'wb') as f:
```

```
    pickle.dump(class_idx_to_cultivo_id, f)
with open(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'cultivo_id_to_class_idx.pkl', 'wb') as f:
    pickle.dump(cultivo_id_to_class_idx, f)
with open(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'class_idx_to_label.pkl', 'wb') as f:
    pickle.dump(class_idx_to_label, f)
```

```
def load_train_dataset(csv_filename='train_merged_clean.csv'):
  train_df = pd.read_csv(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+csv_filename)
  with open(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'class_idx_to_cultivo_id.pkl', 'rb') as f:
    class_idx_to_cultivo_id = pickle.load(f)
  with open(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'cultivo_id_to_class_idx.pkl', 'rb') as f:
    cultivo_id_to_class_idx = pickle.load(f)
  with open(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'class_idx_to_label.pkl', 'rb') as f:
    class_idx_to_label = pickle.load(f)
  return train_df, class_idx_to_cultivo_id, cultivo_id_to_class_idx,class_idx_t

train_df, class_idx_to_cultivo_id, cultivo_id_to_class_idx,class_idx_to_label=
```

Se continúa el análisis exploratorio inicial estudiando la distribución de los datos.

Cantidad de campañas.

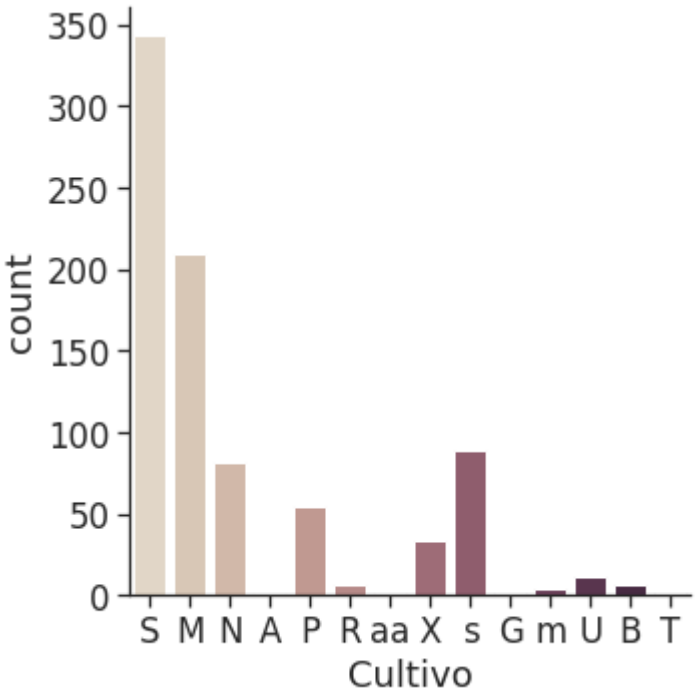
```
train_df.Campania.unique()
```

```
array(['18/19', '19/20'], dtype=object)
```

Distribución de los cultivos.

```
sns.catplot(x="Cultivo", kind="count", palette="ch:.25", data=train_df)
```

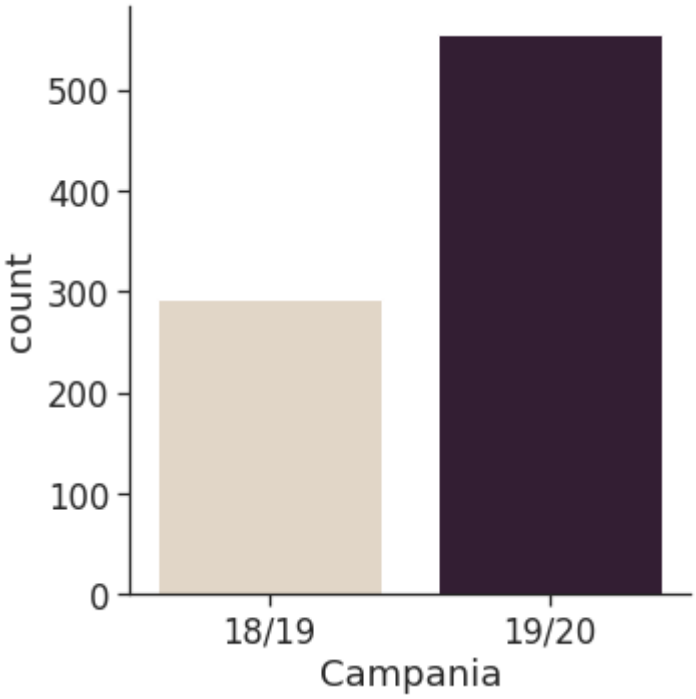
```
<seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7fef83f1c550>
```



Distribución de las campañas.

```
1 sns.catplot(x="Campania", kind="count", palette="ch:.25", data=train_df)
```

```
<seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7fef450ccc18>
```



Se observa que el dataset está significativamente desbalanceado en favor de la soja e involucra más datos de la Campaña 19/20 que 18/19. Es posible compensar el desbalance de las clases conocidas agregando maś muestras, pero el clasificador estará limitado a reconocer sólo las 14 clases para las que fue entrenado y eventualmente una quinceava clase que sea "Desconocido", que será el valor devuelto cuando la probabilidad de las conocidas no supere un umbral mínimo.

Visualización de puntos y región de General López

La visualización que se presenta a continuación es sólo para desarrollar las primeras intuiciones. Los puntos del datataset provienen de diferentes campañas y la fecha de la imagen satelital no se corresponde con las fechas de cada punto.

Determinación de la región mínima requerida que contenga todos los puntos de train y de test.

```
1 test_df = pd.read_csv(TEST_CSV_FILENAME)
2 print("Long_min (train): ", test_df['Longitud'].min() )
3 print("Long_max (train): ", test_df['Longitud'].max() )
4 print("Lat_min (train): ", test_df['Latitud'].min() )
5 print("Lat_max (train): ", test_df['Latitud'].max() )
```

```
Long_min (train):  -62.80695696229395
```

```
Long_max (train):  -61.30728194783231
Lat_min (train):  -34.36715757046545
Lat_max (train):  -33.46063468244461
```

```
print("Long_min (test): ", test_df['Longitud'].min() )
print("Long_max (test): ", test_df['Longitud'].max() )
print("Lat_min (test): ", test_df['Latitud'].min() )
print("Lat_max (test): ", test_df['Latitud'].max() )
```

```
Long_min (test):  -62.80695696229395
Long_max (test):  -61.30728194783231
Lat_min (test):  -34.36715757046545
Lat_max (test):  -33.46063468244461
```

```
long0 = min(test_df['Longitud'].min(), train_df['Longitud'].min() )
long1 = max(test_df['Longitud'].max(), train_df['Longitud'].max() )
lat0 = min(test_df['Latitud'].min(), train_df['Latitud'].min() )
lat1 = max(test_df['Latitud'].max(), train_df['Latitud'].max() )
lat = (lat0+lat1)/2
lon = (long0+long1)/2
print("Long_min: ", long0 )
print("Long_max: ", long1 )
print("Lat_min: ", lat0 )
print("Lat_max: ", lat1 )
print("Lon,lat (punto central):",lon,lat)
boundary_ungs = ee.Geometry.Rectangle([long0, lat0, long1, lat1])
```

```
Long_min:  -62.861687883588885
Long_max:  -61.21017986410942
Lat_min:  -34.37532678620215
Lat_max:  -33.45821861509694
Lon,lat (punto central): -62.03593387384915 -33.916772700649545
```

Crear mapa de la zona con Folium.

```
import folium
import IPython
from IPython.display import HTML, display
import geehydro
map = folium.Map(location=[lat,lon], zoom_start=9)
map.setOptions('HYBRID') # SATELLITE
None
```

Agregar el polígono de interés.

```
import geopandas as gpd
gdf = gpd.read_file("DesafioAgTech2020/dataset/Gral Lopez.shp")
gdf.to_file("region.geojson", driver='GeoJSON',name="Región")
folium.GeoJson( "region.geojson").add_to(map)
```

```
<folium.features.GeoJson at 0x7f86d75d73c8>
```

Agregar marcadores para visualizar algunos cultivos del dataset (train).

```
marker_labels= {
    #"S": [ "Soja", "red"],
    "M": [ "Maiz", "yellow"],
    "N": [ "Campo Natural", "green"],
    "A": [ "Agua", "lightblue"]
}
for k,v in marker_labels.items():
  for x in train_df[train_df.Cultivo == k][['Longitud','Latitud']].iterrows():
    crop_long = x[1][0]
    crop_lat = x[1][1]
    #print(crop_lat, crop_long)
    folium.CircleMarker( location=[crop_lat, crop_long], radius=10,
                        line_color='black',fill_color=v[1],
                        fill_opacity=0.5,popup="<i>%s</i>" % v[0] ).add_to(map)
```

```
map.add_child(folium.LatLngPopup())
map.add_child(folium.LayerControl())
map
```

Curvas de principales índices espectrales por campaña y tipo de cultivo

Es de interés estudiar las fechas en las que cada tipo de cultivo está sembrado y en crecimiento para utilizar estas imágenes como entrada del clasificador. Uno de los métodos es encontrar aquellos intervalos que tengan valores altos de NDVI. Esto se hará para facilitar la detección de características en las imágenes para cada tipo de cultivo y campaña.

Se puede hacer este análisis utilizando la información de distintos satélites, pero para simplificar la obtención de los arreglos de muestras desde GEE se utiliza la librería geextract que tiene algunos de los disponibles de GEE (ejemplo Landsat 7 y 8). Sentinel2 no está disponible en la versión actual.

A continuación se listan las bandas de Landsat8. Una referencia completa sobre las bandas y sus aplicaciones se encuentra en Landsat8 Data Users Handbook.

Banda	Descripción	Longitud de Onda (μm)	Resolución(m)
1	Coastal aerosol	0.43-0.45	30
2	Blue	0.45-0.51	30
3	Green	0.53-0.59	30
4	Red	0.64-0.67	30
5	Near Infrared (NIR)	0.85-0.88	30
6	SWIR 1	1.57-1.65	30
7	SWIR 2	2.11-2.29	30
8	Panchromatic	0.50-0.68	15
9	Cirrus	1.36-1.38	30
10	Thermal Infrared (TIRS) 1	10.6-11.19	100
11	Thermal Infrared (TIRS) 2	11.50-12.51	100

Índices de bandas espectrales

Los Índices de Vegetación, son valores calculados a partir de operaciones algebraicas entre distintas bandas espectrales a nivel de píxel (es decir, se puede obtener una nueva imagen por cada índice). El objetivo es destacar determinados píxeles relacionados con parámetros de las coberturas vegetales: densidad, índice de área foliar y actividad clorofílica.

Indice de Vegetación Normalizada

Por ejemplo, uno de los principales índices es el Indice de Vegetación Normalizada (NDVI, por sus siglas en inglés). Las plantas absorben radiación solar en la región espectral de radiación fotosintética activa, la cual es usada como fuente de energía en el proceso de fotosíntesis. Las

células vegetales han evolucionado para dispersar la radiación solar en la región espectral del infrarrojo cercano, la cual lleva aproximadamente la mitad del total de la energía solar, debido a que el nivel de energía por fotón en ese dominio (de longitud de onda mayor a los 700 nm) no es suficiente para sintetizar las moléculas orgánicas: una fuerte absorción en este punto solo causaría en un sobrecalentamiento de la planta que dañaría los tejidos. Por lo tanto:

- la vegetación aparece relativamente oscura en la región de radiación fotosintética activa y relativamente brillante en el infrarrojo cercano.3
- En contraste, las nubes y la nieve tienden a ser bastante brillantes en el rojo así como también en otras longitudes de onda visibles (mostrándose de color blanco), y bastante oscura en el infrarrojo cercano (debido a que el agua absorbe bien la radiación infrarroja).

Fuentes:

- Landsat Surface Reflectance Derived Spectral Indices
- Wikipedia, Indice de Vegetación Normalizada
- 6 Índices (no NDVI) para un mejor análisis del campo

Se implementa una función para calcular cada índice a partir de las bandas Landsat8.

Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R}$$

```
def ndvi(x):
    try:
        return (x['B5'] - x['B4']) / (x['B5'] + x['B4'])
    except:
        pass
```

Enhanced Vegetation Index (EVI)

Este índice presenta algunas mejoras respecto a NDVI, mostrando una mejor respuesta ante la presencia de ruido de fondo y atmosférico y menor propensión a saturar.

$$EVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + 6\rho_R - 7.5\rho_B + 1}$$

Fuente: Wikipedia, Enhanced Vegetation Index

```
def evi(x):
    try:
        return (2.5 * ((x['B5'] - x['B4']) / ((x['B5'] + 6 * x['B4'] - 7.5 * x[
    except:
        pass
```

Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI)

El Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI) es un índice de vegetación que intenta minimizar las influencias del brillo del suelo utilizando un factor de corrección. Esto con frecuencia se utiliza en regiones áridas en donde la cubierta de vegetación es baja, y presenta una saturación menor que el NDVI a valores altos del índice.

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

siendo L la constante de cantidad de cobertura de vegetación verde, cuyo valor recomendado para Landsat8 es 0.5.

Fuente: [360 Soporte GeoAgro, Qué es un SAVI]

```
def savi(x):
  try:
      return ((x['B5']-x['B4'])/(x['B5']+x['B4']+0.5))*1.5
  except:
      pass
```

- Normalized Difference Moisture Index (NDMI)

Este índice permite obtener los niveles de humedad en la vegetación. Algunas de sus aplicaciones son para monitorear sequías y niveles de combustible en zonas propensas a incendios. Utiliza las bandas NIR y SWIR para mitigar efectos de la iluminación y atmosféricos:

$$NDMI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR1}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}}$$

Fuente: [Space4Water Portal - Normalized Difference Moisture Index (NDMI)]

```
def ndmi(x):
  try:
      return (x['B5']-x['B6'])/(x['B5']+x['B6'])
  except:
      pass
```

- Moisture Stress Index (MSI)

Este índice es sensible al incremento de contenido de agua en las hojas de la vegetación. A medida que aumenta el contenido de agua en las hojas. Dado que la absorsión de ondas a 819nm no se vé afectada, se usa como referencia. Valores altos de agua están asociados a vegetación sana y se vincula directamente a la productividad de los cultivos, no obstante este índice está invertido. Un valor alto del índice indica menos contenido de agua y un ambiente hostíl para la vegetación.

$$MSI = \frac{\rho_{SWIR1}}{\rho_{NIR}}$$

Fuente: [L3HARRIS Geospatial - Canopy Water Content]

```
def msi(x):
  try:
      return x['B6']/x['B5']
  except:
      pass
```

- Green Coverage Index (GCI)

Este índice se asocia al nivel de clorofila en la vegetación y se utiliza como complemento de los anteriores como indicador de su salubridad.

$$MSI = \frac{\rho_{NIR}}{\rho_G}$$

```
def gci(x):
  try:
      return (x['B5']/x['B3'])-1
  except:
      pass
```

- Normalized Difference Water Index (NDWI)

Este índice también se utiliza como complemento de los anteriores para estimar la cantidad de contenido de agua de las hojas.

$$NDWI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR1}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}}$$

Fuente: Wikipedia, Normalized Difference Water Index

```
def ndwi(x):
  try:
      return (x['B3']-x['B5'])/(x['B3']+x['B5'])
  except:
      pass
```

La función *get_spectral_time_series()* calcula para las filas suministradas las curvas de los índices anteriores para el período indicado.

```
from geextract import ts_extract, get_date
from scipy.interpolate import interp1d

from datetime import datetime

def get_spectral_time_series(row,start_month=10,end_month=6,radius=500,stats="m
  campaign = row['Campania']
  year0 = int(campaign.split("/")[0])
  year1 = int(campaign.split("/")[1])
  ts0 = (datetime.combine(datetime(2000+year0, start_month, 1), datetime.min.ti
  ts1 = (datetime.combine(datetime(2000+year1, end_month, 28), datetime.min.tim
```

```
    raw_dict = ts_extract(lon=row['Longitud'], lat=row['Latitud'], sensor='LC8',
                          start=datetime(2000+year0, start_month, 1),
                          end=datetime(2000+year1, end_month, 1),
                          bands =  ['B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7'],
                          radius=radius,
                          stats=stats)

    #[get_date(d['id']) for d in raw_dict]
    x_dates = np.array([get_date(d['id']) for d in raw_dict])
    y = np.array([[(datetime.combine(get_date(d['id']), datetime.min.time()).time
                    [ndvi(d) for d in raw_dict],
                    [evi(d) for d in raw_dict],
                    [savi(d) for d in raw_dict],
                    [ndmi(d) for d in raw_dict],
                    [msi(d) for d in raw_dict],
                    [gci(d) for d in raw_dict],
                    [ndwi(d) for d in raw_dict]
    ],dtype=float).T

    # Remover NaNs
    y = y[~np.any(np.isnan(y),axis=1)]

    # Remover fechas duplicadas
    y_unique, y_unique_index = np.unique(y[:,0], axis=0, return_index=True)
    y = y[y_unique_index]
    x_dates = x_dates[y_unique_index]
    m = int(ts1-ts0)
    return x_dates,y,m
```

Se utiliza la función *perform_time_series_analysis()* para generar los gráficos de evolución en el tiempo de cada índice y su distribución, para desarrollar una primera intuición de si estas curvas pueden ser utilizadas para discriminar las clases.

Más adelante se establecerá una conexión entre como estas curvas toman formas particulares para un tipo de uso de el suelo del mismo modo que las curvas de señales biométricas (cardiogramas, información motriz obtenida colocando giróscopos y acelerómetros en determinadas partes de partes del cuerpo, temperatura, etc.) pueden utilizarse para caracterizar una actividad realizada por un paciente.

Los puntos consultados corresponden a una estadística de los valores de cada índice en ese punto para un radio dado. Por defecto se utiliza el promedio de los valores para un radio de 50 metros.

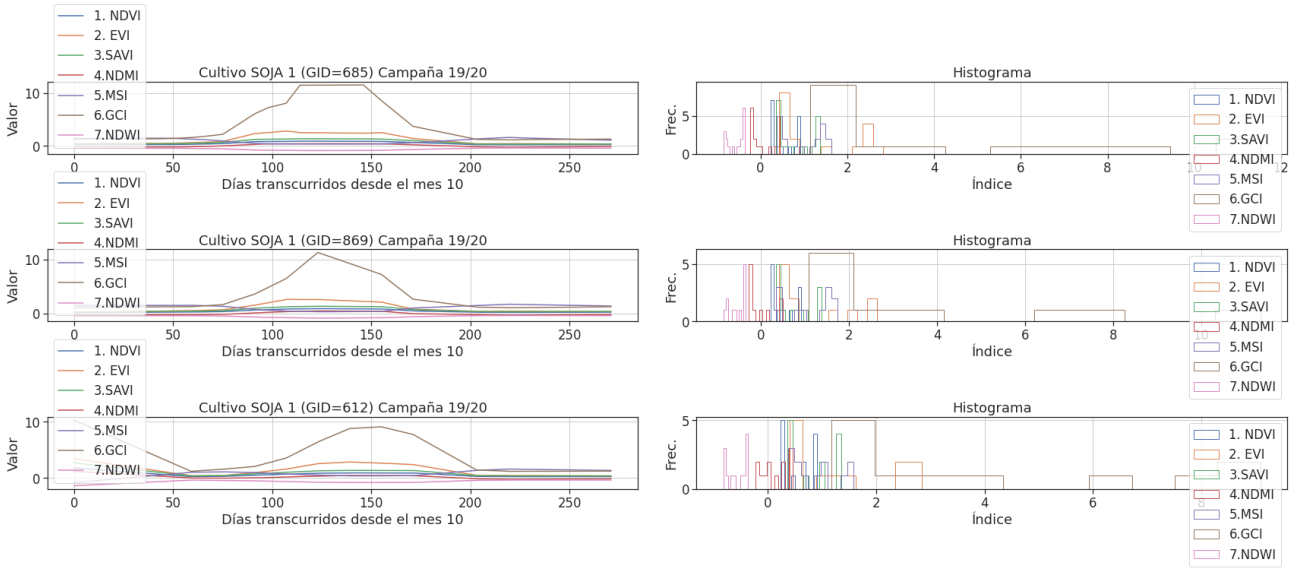
Por defecto se interpolan linealmente las muestras obtenidas para componer la curva y se hace un remuestreo a 2048 puntos.

```
def perform_time_series_analysis(df,start_month=10,end_month=6,radius=50,stats=
                                 poly_interpolation="slinear",sample_size=2048,
  n_rows = len(df)
  if n_rows>30:
    n_rows=30
```

```
 6
 7  fig, axes = plt.subplots(n_rows,2,figsize=(24,3*n_rows))
 8  for i in range(n_rows):
 9    # Get array and polyfit
10    row = df.iloc[i,:]
11    x_dates,y,m = get_spectral_time_series(row,start_month,end_month,radius,sta
12
13    t = np.linspace(0,m,sample_size)
14
15    poly_interpolation = "slinear"
16    ndvi = interp1d(y[:,0], y[:,1], kind=poly_interpolation,fill_value="extrapo
17    evi = interp1d(y[:,0], y[:,2], kind=poly_interpolation,fill_value="extrapol
18    savi = interp1d(y[:,0], y[:,3], kind=poly_interpolation,fill_value="extrapo
19    ndmi = interp1d(y[:,0], y[:,4], kind=poly_interpolation,fill_value="extrapo
20    msi = interp1d(y[:,0], y[:,5], kind=poly_interpolation,fill_value="extrapol
21    cgi = interp1d(y[:,0], y[:,6], kind=poly_interpolation,fill_value="extrapol
22    ndwi = interp1d(y[:,0], y[:,7], kind=poly_interpolation,fill_value="extrapo
23
24    # Plot
25    axes[i][0].plot(t,ndvi(t),"-")
26    axes[i][0].plot(t,evi(t),"-")
27    axes[i][0].plot(t,savi(t),"-")
28    axes[i][0].plot(t,ndmi(t),"-")
29    axes[i][0].plot(t,msi(t),"-")
30    axes[i][0].plot(t,cgi(t),"-")
31    axes[i][0].plot(t,ndwi(t),"-")
32
33    axes[i][0].grid(which='Both')
34    axes[i][0].legend(["1. NDVI","2. EVI","3.SAVI","4.NDMI","5.MSI","6.GCI","7.
35    axes[i][0].set_xlabel("Días transcurridos desde el mes %d" % start_month)
36    axes[i][0].set_ylabel("Valor")
37    axes[i][0].set_title("Cultivo %s (GID=%d) Campaña %s" % (row['Tipo'], row["
38
39    # Hist
40    axes[i][1].hist(y[:,1], histtype='step')
41    axes[i][1].hist(y[:,2], histtype='step')
42    axes[i][1].hist(y[:,3], histtype='step')
43    axes[i][1].hist(y[:,4], histtype='step')
44    axes[i][1].hist(y[:,5], histtype='step')
45    axes[i][1].hist(y[:,6], histtype='step')
46    axes[i][1].hist(y[:,7], histtype='step')
47    axes[i][1].legend(["1. NDVI","2. EVI","3.SAVI","4.NDMI","5.MSI","6.GCI","7.
48    axes[i][1].grid(which='Both')
49    axes[i][1].set_ylabel("Frec.")
50    axes[i][1].set_xlabel("Índice")
51    axes[i][1].set_title("Histograma")
52
53  plt.tight_layout()
54  plt.show()
55  if figname:
56    plt.savefig(figname+".png")
57    fig.clear()
```

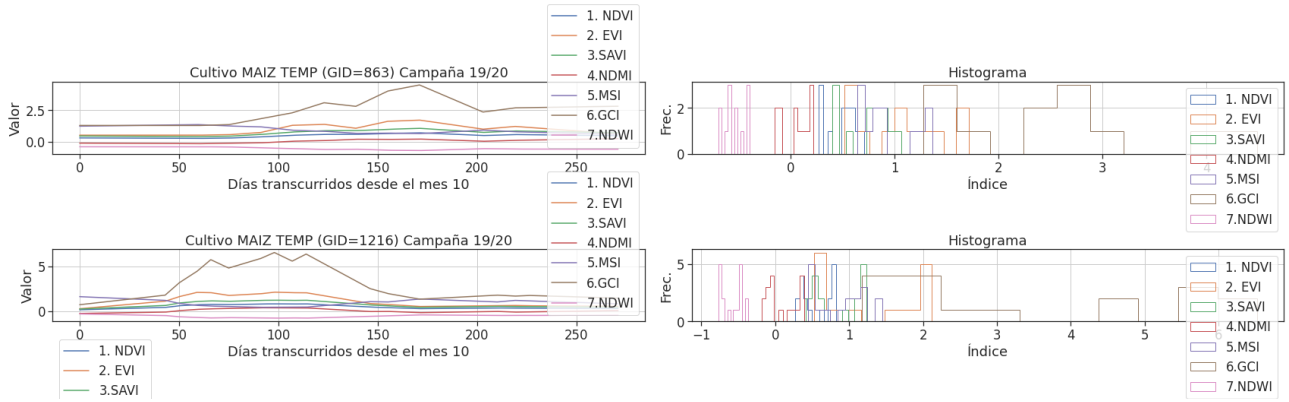
Ejemplo para cultivo Soja.

```
1 perform_time_series_analysis( train_df[(train_df.Cultivo == "S") & (train_df.Ca
```



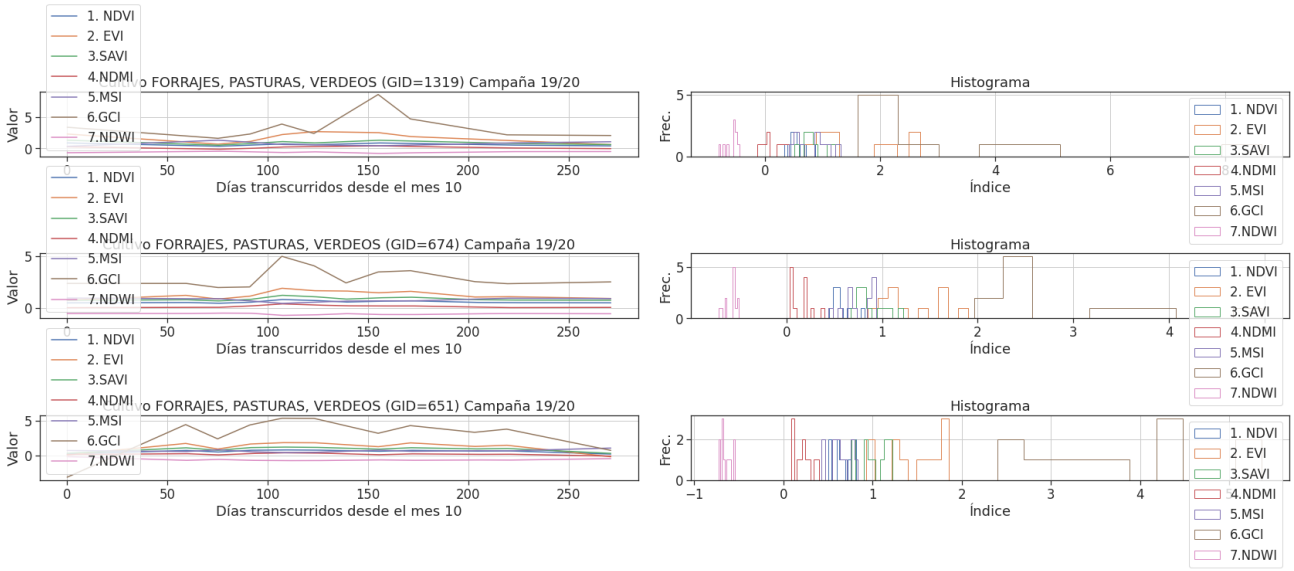
Ejemplo para cultivo Maiz.

```
1 perform_time_series_analysis( train_df[(train_df.Cultivo == "M") & (train_df.Ca
```



Ejemplo para cultivo Forrajes, Pasturas, Verdeos.

```
1 perform_time_series_analysis( train_df[(train_df.Cultivo == "P") & (train_df.Ca
```



A modo de primer conclusión, parece posible, si se toman varias curvas para cada cultivo, discriminar a partir de las mismas algunos tipos con una precisión aceptable.

- Es de interés la forma de los montículos del GCI, que en la mayoría de los casos tiene una forma más ensanchada entre los días 50 y 200 para el caso de los cultivos de máiz y soja, mientras que en forrajes y pasturas no está tan establecida. Este índice también toma valores significativamente más altos en el caso de la Soja.

La siguiente función genera gráficos para todos los cultivos y campañas en imágenes separadas.

```
def generate_full_report_in_separate_images(df):
  for class_idx in range(14):
    for campaign in ["18/19","19/20"]:
      #class_idx = 1
      #campaign = "18/19"
      df_filter = (df.class_idx==class_idx) & (df.Campania==campaign)
      n_samples = len(df[df_filter])
      if n_samples > 10:
        n_samples = 10
      if n_samples >= 2:
        sample_df = df[df_filter].sample(n_samples)
        perform_time_series_analysis(sample_df,start_month=1,end_month=12,radiu
                                     figname="cid_%d_%s" % (class_idx, campaign[
      else:
        print("No hay suficientes muestras (%d) para %d %s" % (n_samples, class
generate_full_report_in_separate_images(train_df)
```

```
!tar -czvf curvas_cultivos.tar.gz *.png
```

3. Preparación del dataset

Se hacen dos tipos de ampliación del dataset recibido:

1. **Agregado de features**: en este caso el objetivo es ampliar el dataset (tanto el de train, el de test) con información obtenida de las imágenes satelitales para cada muestra. La clase *DataframeAugmenter* y la función *augment_dataset()* que se implementan a continuación utilizan el patrón de diseño Strategy para implementar distintas estrategias de ampliación de un Dataframe para facilitar la generación de distintas combinaciones de features adicionales.
2. **Agregado de filas**: en este caso, se agregan muestras tomando puntos próximos a los existentes para evitar el overfitting de los clasificadores y compensar los datos desbalanceados.

```
import abc

class DataframeAugmenter(object):
    """ Agrega columnas a un Dataframe
    """
    __metaclass__ = abc.ABCMeta

    @abc.abstractmethod
    def get_features(self):
      """ Debe devolver los nombres de las features adicionales.
      """
```

```
12       raise NotImplementedError
13
14     @abc.abstractmethod
15     def process_row(self,row):
16       """ Función llamada por apply() de pandas para cada fila.
17           Debe devolver los valores de cada columna adicional.
18       """
19       raise NotImplementedError
```

La siguiente función aplica todos los ampliadores recibidos como parámetro a un dataset dado y devuelve el dataset aumentado. Debe usarse para train y test porque las nuevas predicciones requerirán estas nuevas columnas.

```
1 def augment_dataset(df, augmenters):
2   """
3     df: Dataframe a ampliar
4     augmenters: Lista de especializaciones de DataframeAugmenter.
5   """
6   df_aug = df.copy()
7   for aug in augmenters:
8     df_aug[aug.get_features()] = df_aug.apply(aug.process_row, axis=1, result_t
9   return df_aug
```

3.1 Clases para ampliación de dataset

A continuación hay distintas especializaciones de *DataframeAugmenter* que amplían el Dataset con información de distintas fuentes:

- Sentinel2
- Landsat de GEE
- Series temporales de índices.

Se omitieron otras especializaciones para modelos de CNNs 2D que descargaban parches GeoTIFF, que se incluyen en el Anexo.

3.1.1 Bandas de Sentinel2 obtenidas de GEE

Esta función, a partir de una fila del dataset, utiliza la fecha de campaña y la latitud y longitud para obtener una colección de las bandas R,G,B, NIR, SWIR1 y SWIR2 de Sentinel2. Para esa colección calcula el NDVI y construye un mosaico con el valor máximo dentro del percentil 95. Esto último para evitar outliers.

```
1 class Sentinel2Features(DataframeAugmenter):
2
3     def __init__(self):
4       pass
5
6     @abc.abstractmethod
7     def get_features(self):
```

```
    def get_features(self):
      return ["S2_B","S2_G","S2_R","S2_NIR","S2_SWIR1","S2_SWIR2","S2_NDVI"]

    @abc.abstractmethod
    def process_row(self,row):
      p = ee.Geometry.Point(float(row['Longitud']),float(row['Latitud']))

      # Obtener fechas iniciales y finales
      year0,year1=row['Campania'].split("/")
      start_date="%d-%02d-%02d" % (2000+int(year0),11,1)
      end_date="%d-%02d-%02d" % (2000+int(year1),4,30)

      s2 = ee.ImageCollection("COPERNICUS/S2_SR") \
                        .filterBounds(p) \
                        .filterDate(start_date, end_date)

      # Computa NDVI y lo agrega a cada imagen de la collection
      s2_with_ndvi = s2.map(self.s2_add_ndvi)

      # Crea un mosaico con el pixel que tenga el máximo NDVI
      s2_ndvi_qual = s2_with_ndvi.qualityMosaic('ndvi')

      # Selecciona las bandas y se queda con los valores en percentil 95% para

      # 0 B2 = B "S2_B","
      # 1 B3 = G "S2_G"
      # 2 B4 = R ,"S2_R"
      # 3 B8 = NIR ,"S2_NIR"
      # 4 B11 = SWIR1 ,"S2_SWIR1"
      # 5 B12 = SWIR2 ,"S2_SWIR2"
      # 6
      data = s2_ndvi_qual.select(["B2","B3","B4","B8","B11","B12","ndvi"]).redu
      return list(data.values())

    def s2_add_ndvi(self,img):
      # Agrega NDVI a una imagen
      red = ee.Image(img.select('B4'))
      nir = ee.Image(img.select('B8'))
      ndvi = (nir.subtract(red)).divide(nir.add(red)).rename('ndvi')
      return img.addBands(ndvi)
```

```
# Verificación
row = train_df.iloc[0,:]
s2aug = Sentinel2Features()
S2_B,S2_G,S2_R,S2_NIR,S2_SWIR1,S2_SWIR2,S2_NDVI = s2aug.process_row(row)
S2_B,S2_G,S2_R,S2_NIR,S2_SWIR1,S2_SWIR2,S2_NDVI
```

```
(2614, 1158, 115, 377, 73, 6500, 0.9777879118919373)
```

3.1.2 Series Temporales de Landsat8 descargadas de GEE

Se aplica el mismo concepto que en el caso anterior, pero esta vez almacenando las series temporales de distintos índices (ver sección de índices) en arreglos de Pickle y guardando para

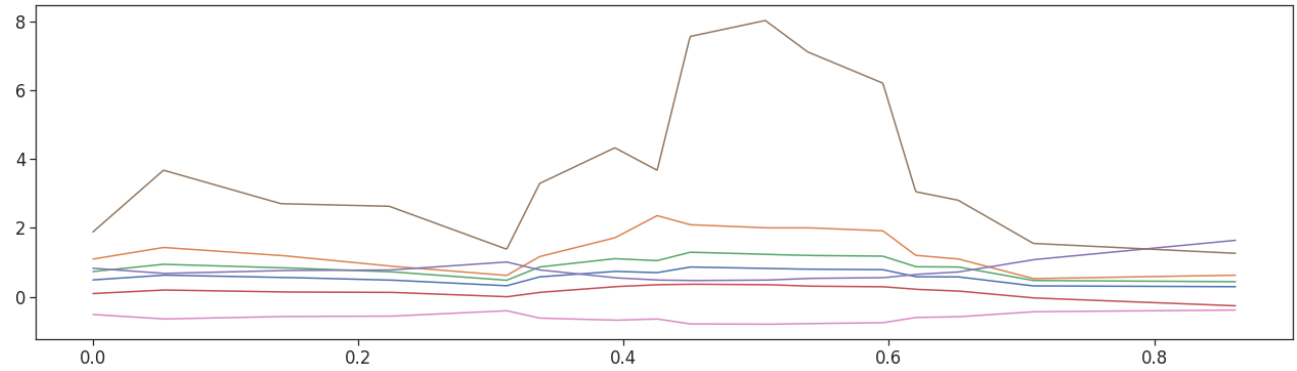
cada muestra el nombre del archivo correspondiente.

```
class GEELandsat8TimeSeries(DataframeAugmenter):

    def get_indexes_time_series(self,row):
      campaign = row['Campania']
      year0 = int(campaign.split("/")[0])
      year1 = int(campaign.split("/")[1])
      ts0 = datetime.combine(datetime(2000+year0, self.start_month, 1), datetim
      ts1 = datetime.combine(datetime(2000+year1, self.end_month, 1), datetime.
      m = int(ts1-ts0)
      raw_dict = ts_extract(lon=row['Longitud'], lat=row['Latitud'], sensor='LC
                      start=datetime(2000+year0, self.start_month, 1),
                      end=datetime(2000+year1, self.end_month, 1),
                      bands =  ['B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7'],
                      radius=self.radius,
                      stats=self.stats)

      #x_dates = np.array([get_date(d['id']) for d in raw_dict])
      y = np.array([[datetime.combine(get_date(d['id']), datetime.min.time()).t
                [ndvi(d) for d in raw_dict],
                [evi(d) for d in raw_dict],
                [savi(d) for d in raw_dict],
                [ndmi(d) for d in raw_dict],
                [msi(d) for d in raw_dict],
                [gci(d) for d in raw_dict],
                [ndwi(d) for d in raw_dict]
      ],dtype=float).T

      # Remover NaNs
      y = y[~np.any(np.isnan(y),axis=1)]

      if y.shape[0] > 2:
        # Remover fechas duplicadas
        y_unique, y_unique_index = np.unique(y[:,0], axis=0, return_index=True)
        y = y[y_unique_index]
        #x_dates = x_dates[y_unique_index]
      else:
        y = None

      return y,m

    def __init__(self,output_path,start_month=10,end_month=6,radius=500,stats="
      # Crear directorio de salida
      self.output_path = output_path
      if os.path.exists(self.output_path):
        shutil.rmtree(self.output_path)
      os.mkdir( self.output_path )
      self.start_month = start_month
      self.end_month=end_month
      self.radius=radius
      self.stats=stats
      self.n_samples=1024
      self.verbose = verbose
      pass
```

```
54
55    @abc.abstractmethod
56    def get_features(self):
57      return ["ts_filename","n_points"]
58
59    @abc.abstractmethod
60    def process_row(self,row):
61      y,m = self.get_indexes_time_series(row)
62
63      y_valid = y is not None
64
65      if y_valid:
66        n_points = y.shape[0]
67        t = np.linspace(0,m,self.n_samples)
68        ndvi = interp1d(y[:,0], y[:,1], kind='slinear', fill_value="extrapolate
69        evi = interp1d(y[:,0], y[:,2], kind='slinear', fill_value="extrapolate"
70        savi = interp1d(y[:,0], y[:,3], kind='slinear', fill_value="extrapolate
71        ndmi = interp1d(y[:,0], y[:,4], kind='slinear', fill_value="extrapolate
72        msi = interp1d(y[:,0], y[:,5], kind='slinear', fill_value="extrapolate"
73        cgi = interp1d(y[:,0], y[:,6], kind='slinear', fill_value="extrapolate"
74        ndwi = interp1d(y[:,0], y[:,7], kind='slinear', fill_value="extrapolate
75
76        ts_arr = np.array( [
77          ndvi(t),
78          evi(t),
79          savi(t),
80          ndmi(t),
81          msi(t),
82          cgi(t),
83          ndwi(t)
84        ]).T
85        ts_filename = str(row['GlobalId'])+".pkl"
86        full_ts_filename = self.output_path+ts_filename
87        with open(full_ts_filename,'wb') as f: pickle.dump(ts_arr, f)
88        if self.verbose:
89          print(full_ts_filename)
90      else:
91        print("Salteando GlobalId %d. No hay datos suficientes" % row['GlobalId
92        full_ts_filename=None
93        n_points = None
94      return full_ts_filename,n_points
```

```
1 # Verificación (caso válido)
2 row = train_df.iloc[0,:]
3 tsaug = GEELandsat8TimeSeries(output_path = "./tmp/",verbose = True)
4 ts_filename,n_points = tsaug.process_row(row)
5 print(n_points)
6 with open(ts_filename,'rb') as f: ts_arr = pickle.load(f)
7 t = np.linspace(0,ts_arr[:,0].max(),1024)
8 plt.figure(figsize=(22,6))
9 for i in range(7):
10   plt.plot(t,ts_arr[:,i])
```

```
./tmp/1.pkl
16
```




```
1 # Verificación (caso inválido, devuelve None)
2 row = train_df.iloc[847,:]
3 tsaug = GEELandsat8TimeSeries(output_path = "./tmp/",verbose = True)
4 ts_filename,n_points = tsaug.process_row(row)
5 ts_filename
```

```
   Salteando GlobalId 1453. No hay datos suficientes
```

3.2 Agregado de filas

El código a continuación agrega muestras aleatorias de puntos próximos de los datos de entrada, con el objetivo de mejorar el entrenamiento del clasificador.

```
1 train_df, class_idx_to_cultivo_id, cultivo_id_to_class_idx,class_idx_to_label=
2 train_df.head()
```

	Unnamed: 0	Id	Cultivo	Longitud	Latitud	Elevacion	Dataset	Campania	Gl
0	0	1	S	-62.144163	-33.800202	104.111862	BC	18/19	
1	1	4	M	-62.155418	-33.801742	105.698082	BC	18/19	
2	2	6	N	-62.163615	-33.808092	104.233162	BC	18/19	

```
1 # Cantidad de muestras por clase
2 samples_per_class = {}
3 for k,v in train_df.class_idx.value_counts().iteritems():
4   class_idx = int(k)
```

```
  q = v
  samples_per_class[class_idx] = q
samples_per_class
```

```
{0: 344,
 1: 89,
 2: 210,
 3: 4,
 4: 2,
 5: 1,
 6: 6,
 7: 55,
 8: 82,
 9: 6,
 10: 2,
 11: 2,
 12: 34,
 13: 12}
```

Dada una longitud y latitud, genera una lista de N puntos especificados por latitud y longitud dentro de un radio suministrado en metros.

```
def generate_random_points_in_area(lat,lon,n,radius = 100):
  r_earth = 6378000
  lat_min = lat - (radius / r_earth) * (180.0 / np.pi)
  lat_max = lat + (radius / r_earth) * (180.0 / np.pi)
  lon_min = lon - (radius / r_earth) * (180.0 / np.pi) / np.cos(lat * np.pi/180
  lon_max = lon + (radius / r_earth) * (180.0 / np.pi) / np.cos(lat * np.pi/180
  lons = np.random.uniform(low=lon_min, high=lon_max, size=n)
  lats = np.random.uniform(low=lat_min, high=lat_max, size=n)
  return lats,lons
```

La siguiente función recibe un dataframe y genera nuevas muestras para una determinada clase.

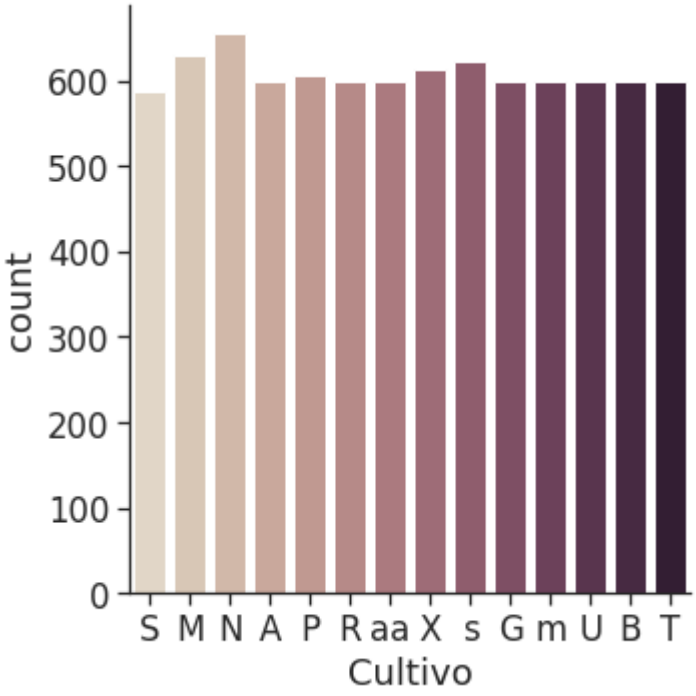
```
def generate_new_points_for_class(df, class_idx,total_samples_to_generate):
  global last_global_id
  original_samples = df[df.class_idx == class_idx].sample(samples_per_class[cla
  n = len(original_samples)
  samples_to_generate_per_original_sample = total_samples_to_generate / n
  if samples_to_generate_per_original_sample < 1.0:
    threeshold = 1.0 - total_samples_to_generate / n
  else:
    threeshold = 0.0
    samples_to_generate_per_original_sample = int(np.ceil(total_samples_to_gene

  for i in range(n):
    row = original_samples.iloc[i,:]
    new_rows=original_samples.iloc[[i],] # Fila a copiar

    if threeshold > 0.0 :
      if np.random.rand() >= threeshold:
        lats,lons = generate_random_points_in_area(row['Latitud'],row['Longitud
```

```
        new_rows=new_rows.reindex(new_rows.index.repeat(1))
        new_rows.loc[:,'class_idx'] = class_idx
        new_rows.loc[:,'Latitud'] = lats
        new_rows.loc[:,'Longitud'] = lons
        global_ids  = [last_global_id + 1 + i for i in range(1)]
        last_global_id = np.max(global_ids)
        new_rows.loc[:,'GlobalId'] = global_ids
        df = df.append(new_rows)
    else:
      lats,lons = generate_random_points_in_area(row['Latitud'],row['Longitud']
      new_rows=new_rows.reindex(new_rows.index.repeat(samples_to_generate_per_o
      new_rows.loc[:,'class_idx'] = class_idx
      new_rows.loc[:,'Latitud'] = lats
      new_rows.loc[:,'Longitud'] = lons
      global_ids = [last_global_id + 1 + i for i in range(samples_to_generate_p
      last_global_id = np.max(global_ids)
      new_rows.loc[:,'GlobalId'] = global_ids
      df = df.append(new_rows)
  return df
```

Se utiliza la función anterior para balancear todas las clases.

```
train_df_tmp = train_df.copy()
last_global_id = train_df_tmp['GlobalId'].max()
minimum_samples_per_class = 600
for class_idx in samples_per_class.keys():
  train_df_tmp = generate_new_points_for_class(train_df_tmp,class_idx,minimum_s
sns.catplot(x="Cultivo", kind="count", palette="ch:.25", data=train_df_tmp)
```

```
<seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7fef2e4c7a58>
```




```
len(train_df_tmp)
```

```
8514
```

Por último, se almacena en Google Drive para ensayos posteriores.

```
train_df_tmp.to_csv(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'train_expanded_balanced.csv')
```

```
# Verificación de duplicados
np.any(train_df_tmp['GlobalId'].duplicated())
```

```
False
```

3.3 Datasets ampliados con nuevas features

A continuación se amplia el CSV del dataset original con nuevas características usando los ampliadores de la sección anterior.

3.2.1 Dataset ampliado con bandas de Sentinel2 v1

Se aplica sobre las muestras del dataset original para uso en ingeniería de features (se utilizó también para entrenar modelos de clasificadores que no se continauron desarrollando: Random Forest, SVM; XGBoost).

```
train_df, class_idx_to_cultivo_id, cultivo_id_to_class_idx,class_idx_to_label=
train_df_aug = augment_dataset(train_df,[Sentinel2Features()])
train_df_aug.to_csv(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'train_s2_v1.csv')
train_df_aug
```

Nota: el link público (Google Drive) de este archivo es: train_s2_v1.csv.

3.2.2 Dataset ampliado con series temporales para diversos índices obtenidas de Landsat8 con GEE almacenadas con Pickle en archivos externos.

Se aplica sobre las muestras del dataset ampliado para entrenamiento del modelo de CNN1D seleccionado y se guardan los resultados en Google Drive.

```
!gdown --id 1jh_JBSjVZwh9vvlXP7XT2yc5QvrJlzaD
```

```
Downloading...
From: https://drive.google.com/uc?id=1jh_JBSjVZwh9vvlXP7XT2yc5QvrJlzaD
To: /content/train_expanded_balanced.csv
100% 802k/802k [00:00<00:00, 53.2MB/s]
```

```
train_df = pd.read_csv(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'train_expanded_balanced.csv')
train_df_aug = augment_dataset( train_df,
      [
        GEELandsat8TimeSeries(
            output path = "./train expanded balanced timeseries pickle/",
```

```
            verbose = False )
      ]
)
```

```
Salteando GlobalId 1451. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 1452. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 1453. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3053. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3054. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3055. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3056. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3057. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3058. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3059. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3172. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3173. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3174. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3175. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3176. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3177. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3178. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3221. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3222. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3223. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3224. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3225. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3226. No hay datos suficientes
Salteando GlobalId 3227. No hay datos suficientes
```

```
np.where(train_df_aug['ts_filename'].isna())
```

```
(array([ 845,  846,  847, 2446, 2447, 2448, 2449, 2450, 2451, 2452, 2565,
        2566, 2567, 2568, 2569, 2570, 2571, 2614, 2615, 2616, 2617, 2618,
        2619, 2620]),)
```

Dado que para algunos puntos no habían muestras, se eliminan del dataset de entrenamiento.

```
train_df_aug = train_df_aug[train_df_aug['ts_filename'].notna()]
np.where(train_df_aug['ts_filename'].isna())
```

```
(array([], dtype=int64),)
```

```
train_df_aug.to_csv(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'train_expanded_balanced_timeseries_
!tar -czf drive/MyDrive/train_expanded_balanced_timeseries_pickle.tar.gz ./trai
```

Mismo proceso para datos de test.

```
test_df_aug = augment_dataset( test_df,
      [
        GEELandsat8TimeSeries(
            output_path = "./test_timeseries_pickle/",
            verbose = False )
      ]
)
```

```
 ' )
```

```
np.where(test_df_aug['ts_filename'].isna())
```

```
(array([], dtype=int64),)
```

```
test_df_aug.to_csv(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'test_timeseries_pickle.csv')
!tar -czf drive/MyDrive/test_timeseries_pickle.tar.gz ./test_timeseries_pickle/
```

Nota: los links públicos (Google Drive) de estos archivos son:

- CSV (Train): train_expanded_balanced_timeseries_pickle.csv
- CSV (Test): test_timeseries_pickle.csv
- Series (Train): train_expanded_balanced_timeseries_pickle.tar.gz
- Series (Test): test_timeseries_pickle.tar.gz

4. Ingeniería de Features Básica

En este apartado se hace un estudio preliminar sencillo de la sensibilidad de cada clase a los valores de las bandas o índices. Sólo se incluyen los resultados para la información obtenida de Sentinel2.

```
!gdown --id 1-7_luaV40CCK4t3tyds33KYrYQqK_POu
```

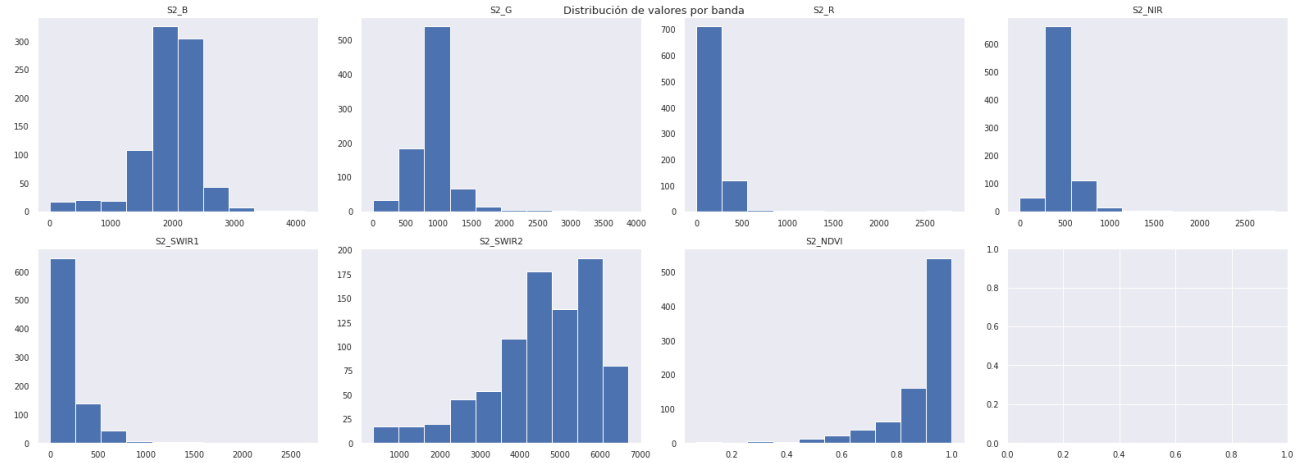
```
Downloading...
From: https://drive.google.com/uc?id=1-7_luaV40CCK4t3tyds33KYrYQqK_POu
To: /content/train_s2_v1.csv
100% 113k/113k [00:00<00:00, 41.9MB/s]
```

```
df = pd.read_csv('/content/train_s2_v1.csv')
```

```
feature_cols_s2 = ["S2_B","S2_G","S2_R","S2_NIR","S2_SWIR1","S2_SWIR2","S2_NDVI
feature_cols_ls = ["LS_B","LS_G","LS_R","LS_NIR","LS_SWIR1","LS_SWIR2","LS_NDVI
feature_cols_ls_s2 = feature_cols_s2 + feature_cols_ls
feature_cols = feature_cols_s2 # feature_cols_ls_s2
```

```
n = len(feature_cols) + (len(feature_cols) & 1)

n_cols = 4
n_rows = int(np.ceil(n / n_cols))
fig, axes = plt.subplots(n_rows,n_cols,figsize=(22,8))
fig.suptitle("Distribución de valores por banda")
for i in range(len(feature_cols)):
    iy = int(i/n_cols)
    ix = i % n_cols
    axes[iy][ix].grid(which='Both')
    axes[iy][ix].set_title(feature_cols[i])
    axes[iy][ix].hist(df[feature_cols[i]])
```

```
13 plt.tight_layout()
14 plt.show()
```



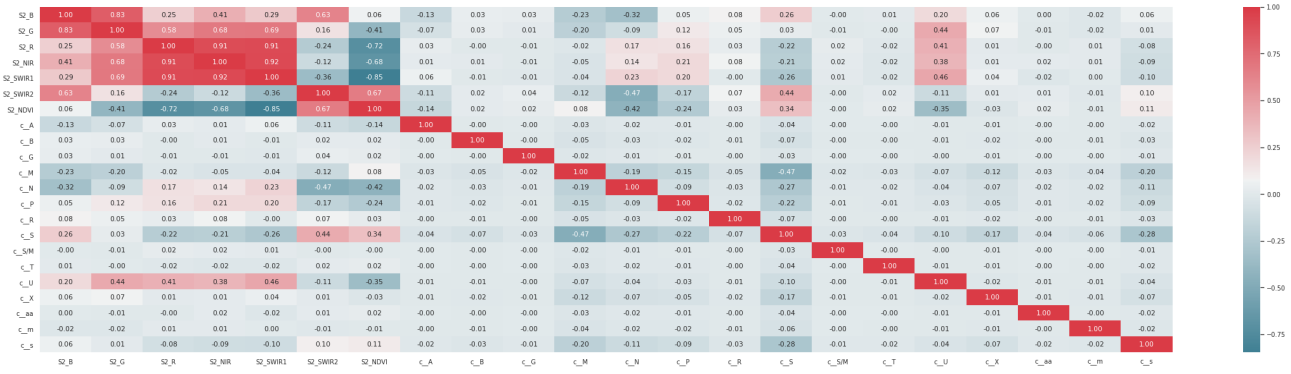
Análisis de correlación

Se realiza One Hot Encoding para discriminar cómo influye cada parámetro de entrada en cada clase de salida.

```
1 cultivo_dummies = pd.get_dummies(df.Cultivo,prefix='c_')
2 df = pd.concat([df,cultivo_dummies], axis=1)
3 df.dropna(axis=1, how='all')
4 df
```

	Unnamed: 0	Id	Cultivo	Longitud	Latitud	Elevacion	Dataset	Campania
0	0	1	S	-62.144163	-33.800202	104.111862	BC	18/19
1	1	4	M	-62.155418	-33.801742	105.698082	BC	18/19
2	2	6	N	-62.163615	-33.808092	104.233162	BC	18/19
3	3	7	M	-62.164772	-33.813671	103.859033	BC	18/19

```
exclude_corr_cols = [ 'Unnamed: 0', 'Id', 'Cultivo', 'Longitud', 'Latitud', 'El
corr_cols = [x for x in df.columns if x not in exclude_corr_cols]
fig, ax1 = plt.subplots(1, figsize=(40,10))
df_corr = df[corr_cols]
corr = df_corr.corr() # Todo combinar con Y_train
sns.heatmap(corr, cmap=sns.diverging_palette(220,10,as_cmap=True),annot=True,fm
sns.set(font_scale=0.9)
```



A modo de primer conclusión, parece posible discriminar algunas de las clases por los valores de estos indicadores utilizando un algoritmo de la familia de los árboles de decisión (incluyendo sus variantes o implementaciones más avanzadas Random Forest, XGBoost, etc.).

Para algunas clases es posible establecer algunas

- Soja (S y s): correlación con infrarojos, el azul y el NDVI.
- Maíz (M y m): Valores más bajos de azul y verde.
- Forrajes, pasturas verdeos (P): alta presencia de infrarojos.
- Campo Natural (N): influído por todas las bandas.
- Agua (A): baja presencia de infrarojos.
- Urbano (U): correlación positiva alta con Verde y Rojo, NDVI negativo.

Mientras que para otras parece ser necesaria información adicional:

- Trigo (T)

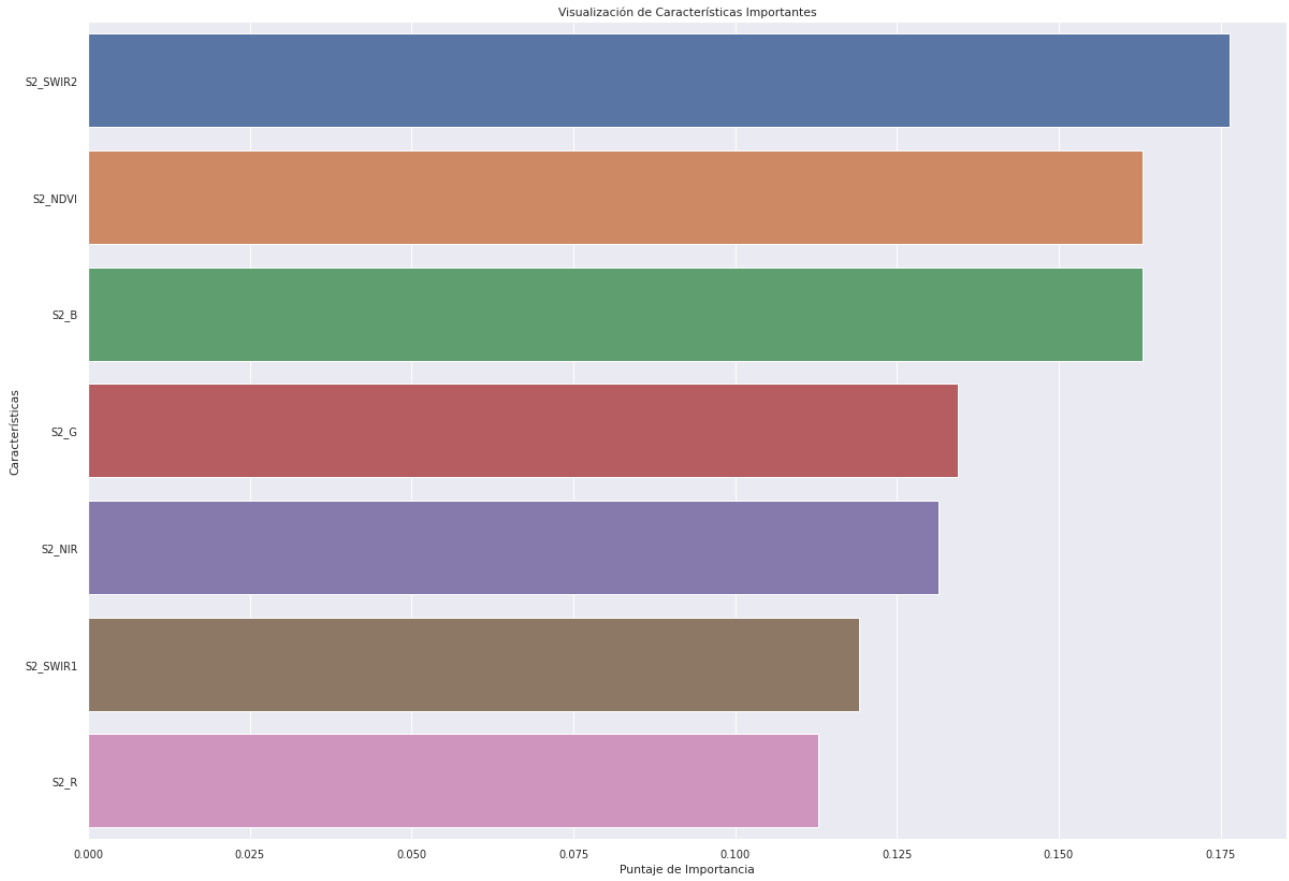
- Girasol (G)
- Barbecho (B)
- No sabe (X)
- Alfalfa (aa)
- Sorgo (R)

Una posible estrategia para un clasificador es plantear un ensamble que utilice los indicadores para las clases del primer grupo y otros métodos complementarios (por ejemplo utilizando parches RGB y una red convolucional o series temporales que exhiban patrones distintivos en la evolución de esos cultivos) para las segundos.

Análisis por Random Forest

Otro método para obtener aquellas características que in- fluyan más en el resultado es aprovechando la selección de parámetros que hace el algoritmo Random Forest.

```
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier

clf=RandomForestClassifier(bootstrap=True, class_weight=None, criterion='gini',
max_depth=None, max_features='auto', max_leaf_nodes=None,
min_impurity_decrease=0.0, min_impurity_split=None,
min_samples_leaf=1, min_samples_split=2,
min_weight_fraction_leaf=0.0, n_estimators=100, n_jobs=1,
oob_score=False, random_state=None, verbose=0,
warm_start=False)
clf.fit(df[feature_cols],df['Cultivo'])
feature_imp = pd.Series(clf.feature_importances_,index=feature_cols).sort_value
plt.figure(figsize=(20,14))
sns.barplot(x=feature_imp, y=feature_imp.index)
plt.xlabel('Puntaje de Importancia')
plt.ylabel('Características')
plt.title("Visualización de Características Importantes")
plt.show()
```



5. Desarrollo y Entrenamiento del Modelo Presentado

5.1 Métricas de evaluación

```
from tensorflow import keras
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import pickle
from tensorflow import keras
from datetime import datetime
```

Dado que Keras -a diferencia de SKLearn- no cuenta con la métrica balanced accuracy se implementa la misma a partir de keras.metrics.SparseCategoricalAccuracy

```
class BalancedSparseCategoricalAccuracy(keras.metrics.SparseCategoricalAccuracy
    def __init__(self, name='balanced_sparse_categorical_accuracy', dtype=None)
        super().__init__(name, dtype=dtype)

    def update_state(self, y_true, y_pred, sample_weight=None):
        y_flat = y_true
        if y_true.shape.ndims == y_pred.shape.ndims:
            y_flat = tf.squeeze(y_flat, axis=[-1])
```

```
        y_flat = tf.squeeze(y_flat, axis=[-1])
    y_true_int = tf.cast(y_flat, tf.int32)

    cls_counts = tf.math.bincount(y_true_int)
    cls_counts = tf.math.reciprocal_no_nan(tf.cast(cls_counts, self.dtype))
    weight = tf.gather(cls_counts, y_true_int)
    return super().update_state(y_true, y_pred, sample_weight=weight)
```

5.2 Entrenamiento del modelo

Como se mencionó anteriormente, el modelo que se describe a continuación es el que exhibió un mejor desempeño (aún cuando luego se corroboró un grado no despreciable de overfitting en los resultados finales). Las aproximaciones previas ensayaron métodos clásicos de clasificadores supervisados y redes convolucionales que utilizan parches de imágenes. Para las primeros el máximo puntaje obtenido fue:

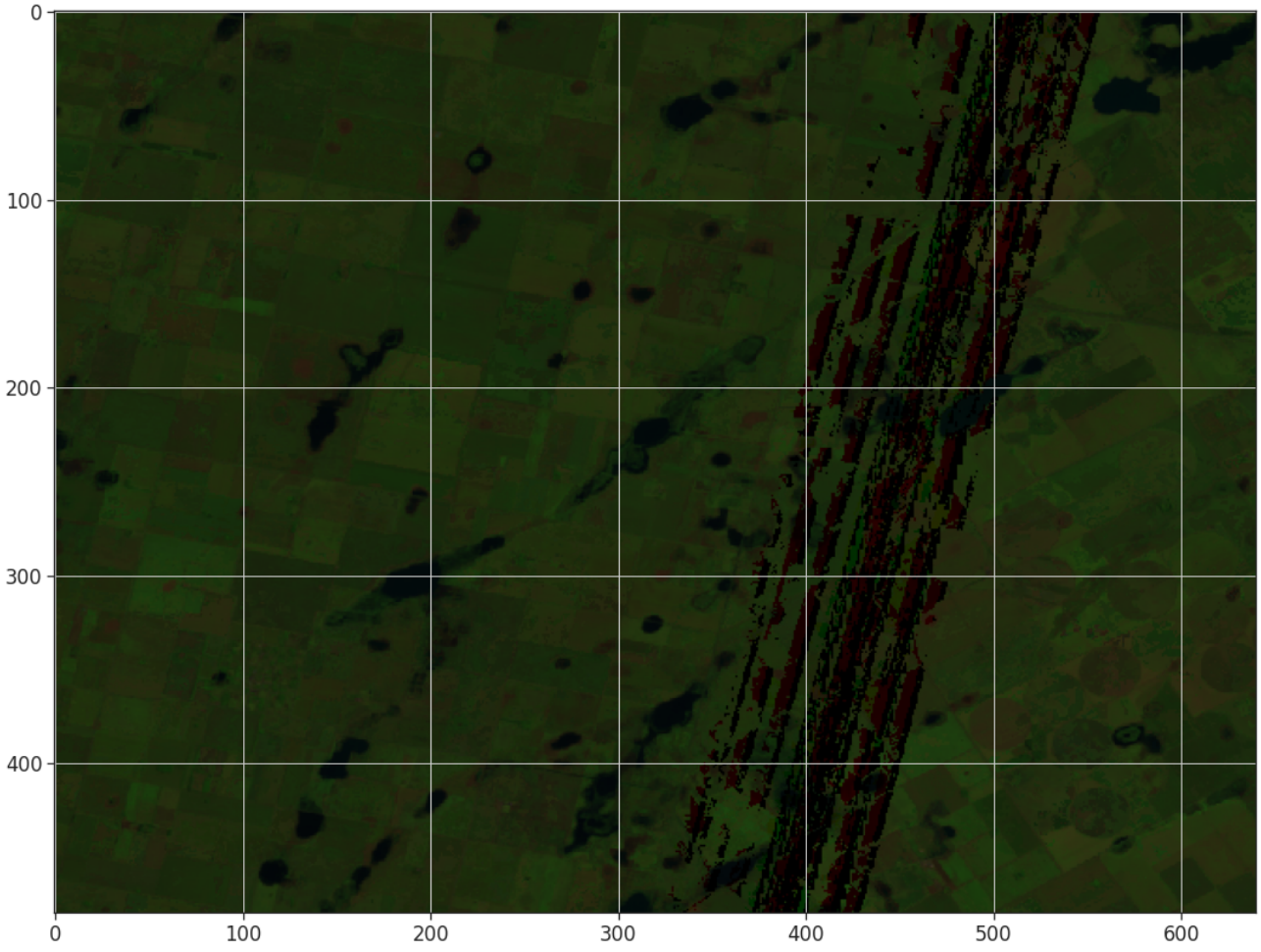
Modelo	Balanced Accuracy
XGBoost	0.292494
SVM	0.266322
RandomForest	0.261431
Ensemble (*)	0.250531
Dummy (baseline)	0.090909

(*) Ensamble de XGBoos, SVM y RandomForest.

Para los modelos de CNN la métrica 'Balanced Accuracy' tuvo valores aún más bajos pero ésto también debido a que no se llegaron a sortear algunas dificultades en la obtención de parches de una resolución aceptable y libres de defectos (nubes, píxeles faltantes, etc.) por falta de conocimiento de GEE y por no haber utilizado las librerías apropiadas. Al ser muy baja la resolución, se obtenían parches donde las diferencias entre píxeles eran mínimas y no permitían sacar provecho de las capacidades de los filtros de las redes de convolución. De todos modos, es importante aclarar que no se dedicó esfuerzo a mejorar el procedimiento de obtención de estas imágenes y hacerlo probablemente hubiera mejorado significativamente los resultados.

Ejemplo de GeoTIFF descarada (código para generar la colección en Anexo).

```
from IPython.display import Image
Image(filename='/content/DesafioAgTech2020/resultado/geotiff_example.png')
```



Por último, para ninguno de los modelos anteriores se incorporaron muestras de puntos próximos, práctica que mejoró significativamente los resultados.

A continuación de los modelos mencionados, se optó por tomar otra aproximación. En lugar de buscar la imagen con mayor NDVI y generar a partir de esa imagen los índices u otros parámetros de interés, se tomaron intervalos de tiempo más grandes para intentar clasificar las curvas de la evolución de los indicadores de salubridad de la vegetación (y otros). Cada muestra contendría una estadística de cada indicador para un área pequeña que contenga cada punto de interés.

Algunos ejemplos de clasificación de actividades motrices en personas utilizando información de sensores están disponibles junto al dataset público Wireless Sensor Data de Kaggle. Muchas de ellas utilizan redes convolucionales 1D, que permiten encontrar patrones señales y son invariantes a que se encuentren desfasados o con diferencias de amplitud, ligeramente deformadas, etc.

5.2.1 Carga del dataset

En caso de que se desee sólo ensayar el entrenamiento/evaluación del modelo sin haber ejecutado las secciones previas, se pueden descargar los datos de Google Drive. Si ya se ejecutaron los pasos anteriores, esto no es necesario.

Descargar CSV ampliado para entrenamiento.

```
1 !gdown --id 1-1paK2fE-MnT1jsy8poc8Qt68lE8QBxT
```

```
Downloading...
From: https://drive.google.com/uc?id=1-1paK2fE-MnT1jsy8poc8Qt68lE8QBxT
To: /content/train_expanded_balanced_timeseries_pickle.csv
100% 1.34M/1.34M [00:00<00:00, 90.0MB/s]
```

```
1 import pandas as pd
2 train_df = pd.read_csv('/content/train_expanded_balanced_timeseries_pickle.csv'
```

Descargar series en formato Pickle (numpy arrays).

```
1 !gdown --id 1-26vVpCue-dGb6iGzSxk_X3UaFKmZ3uP
```

```
Downloading...
From: https://drive.google.com/uc?id=1-26vVpCue-dGb6iGzSxk_X3UaFKmZ3uP
To: /content/train_expanded_balanced_timeseries_pickle.tar.gz
464MB [00:01, 235MB/s]
```

```
1 !tar -xf train_expanded_balanced_timeseries_pickle.tar.gz
```

Descargar class_idx_to_cultivo_id.pkl

```
1 !gdown --id 1-7CkLQ6aoX9aSz1VrdoSexlqIUkc_GQP
```

```
Downloading...
From: https://drive.google.com/uc?id=1-7CkLQ6aoX9aSz1VrdoSexlqIUkc_GQP
To: /content/class_idx_to_cultivo_id.pkl
100% 36.0/36.0 [00:00<00:00, 63.4kB/s]
```

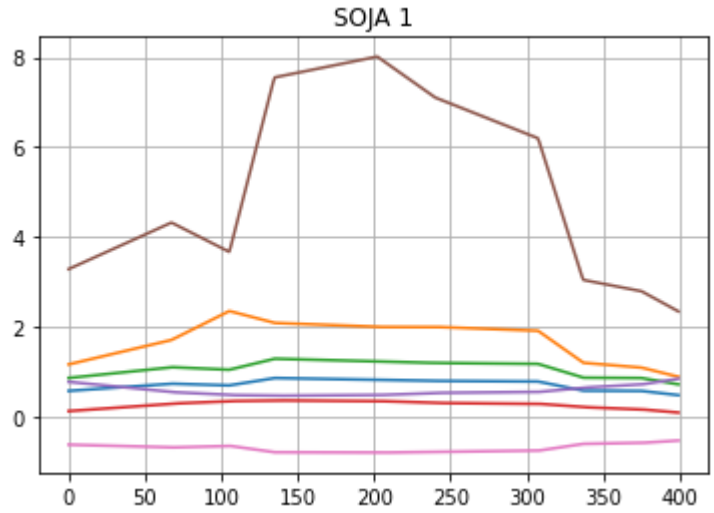
```
1 import pickle
2 with open('/content/class_idx_to_cultivo_id.pkl', 'rb') as f:
3   class_idx_to_cultivo_id = pickle.load(f)
```

```
1 NUM_CLASSES = len(class_idx_to_cultivo_id)
2 SAMPLE_SIZE = 1024
3 CLIPPED_SAMPLE_SIZE = 800-400
4 NUM_CLASSES,SAMPLE_SIZE
```

```
(14, 1024)
```

Verificación.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

total_samples = len(train_df)
#X = np.zeros(shape=(total_samples,SAMPLE_SIZE,7))
X = np.zeros(shape=(total_samples,CLIPPED_SAMPLE_SIZE,7))
y = np.zeros(total_samples)
for i in range(total_samples):
  row = train_df.iloc[i,:]
  with open(row['ts_filename'],'rb') as f:
    a = pickle.load(f)
    X[i] = a[400:800,:]
    #X[i] = a[:,:]
  y[i] = row['class_idx']
X.shape,y.shape

row_idx=0
plt.title(train_df.iloc[row_idx,:]["Tipo"])
plt.grid(which="Both")
plt.plot(X[row_idx])
plt.show()
```

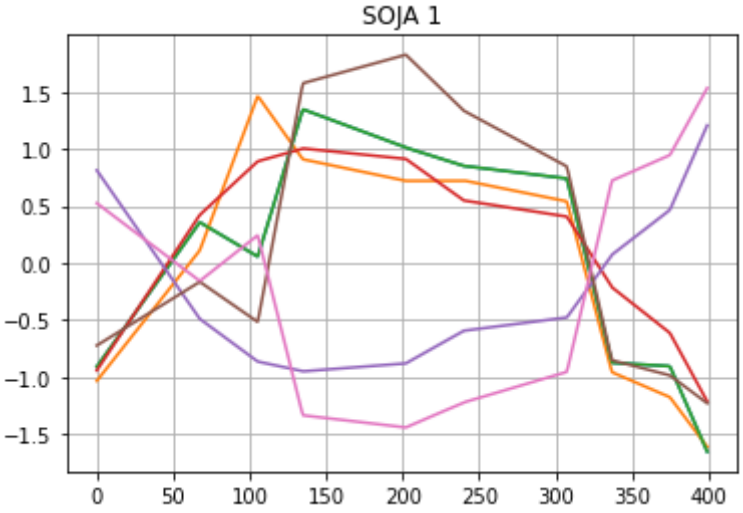


Para facilitar la convergencia de la CNN, se estandarizan los valores de las series temporales. El scaler se almacena para luego utilizarlo en las predicciones.

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

scaler = StandardScaler()
X = scaler.fit_transform(X.reshape(-1, X.shape[-1])).reshape(X.shape)
```

```
with open(GOOGLE_DRIVE_DATA_PATH+'scaler.pkl', 'wb') as f:
    pickle.dump(scaler, f)
```

```
1 row_idx=0
2 plt.title(train_df.iloc[row_idx,:]["Tipo"])
3 plt.grid(which="Both")
4 plt.plot(X[row_idx])
5 plt.show()
```




```
1 from sklearn.model_selection import train_test_split
2
3 TEST_SPLIT = 0.3
4 x_train, x_val, y_train, y_val = train_test_split(X, y, test_size=TEST_SPLIT, r
```

```
1 idx = np.random.permutation(len(x_train))
2 x_train = x_train[idx]
3 y_train = y_train[idx]
```

5.2.2 Arquitectura

Luego de ensayar con distintos hiperparámetros, cantidad y tipo de capas, neuronas, se optó por utilizar uno de los modelos más básicos (no se llegó a incorporar ningún método automático para optimizacón de HPs del tipo de Hyperopt, Optuna, AutoML, etc.)

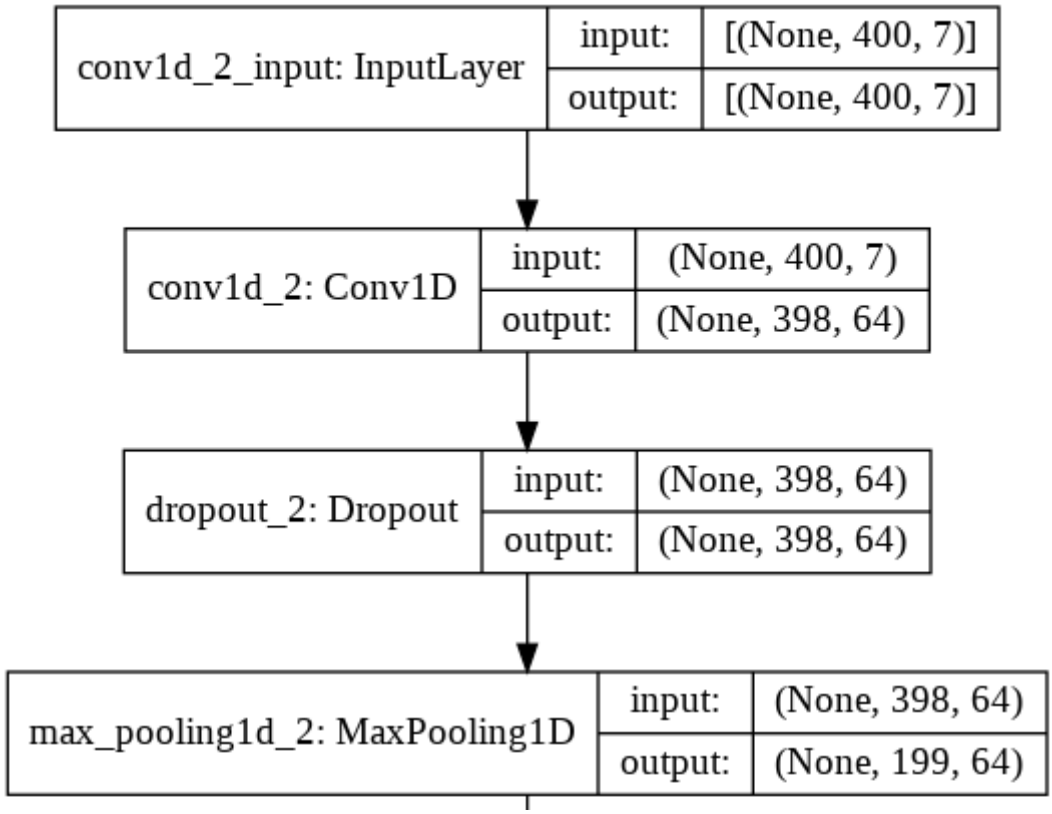
Se utilizó un modelo de dos capas con la misma estructura:

- 64 filtros de dimensión 3.
- Dropout 50%
- Pooling de dimensión 2.

y una capa densa de 128 neuronas.

```
1 from tensorflow import keras
2 from keras.models import Sequential
3 from keras.layers import Conv1D,Dropout,MaxPooling1D,Flatten,Dense
4
5 def make_model(input_shape):
6   model = Sequential()
7
```

```
 7
 8   # Conv1
 9   model.add(Conv1D(filters=64, kernel_size=3, activation='relu', input_shape=in
10   model.add(Dropout(0.5))
11   model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
12
13   # Conv2
14   model.add(Conv1D(filters=64, kernel_size=3, activation='relu'))
15   model.add(Dropout(0.5))
16   model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
17
18   model.add(Flatten())
19   model.add(Dense(128, activation='relu'))
20   model.add(Dense(NUM_CLASSES, activation='softmax'))
21   return model
22
23
24 model = make_model(input_shape=x_train.shape[1:])
25 keras.utils.plot_model(model, show_shapes=True)
```

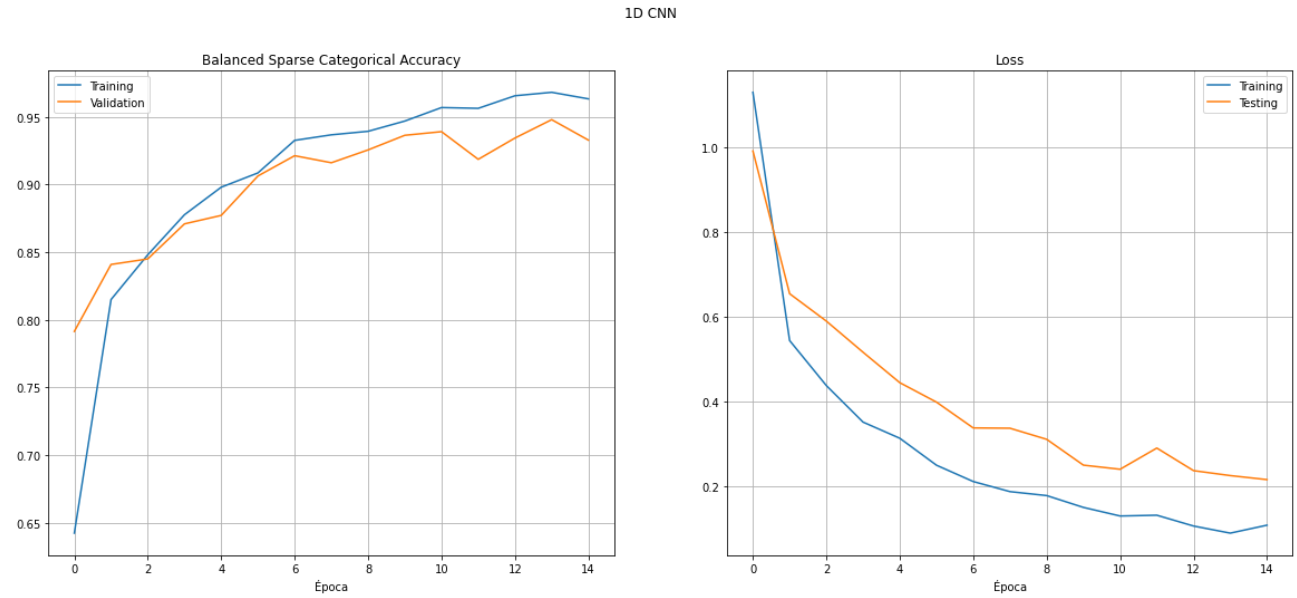



```
import tensorflow as tf
num_epochs = 15
batch_size = 32

callbacks = [
    keras.callbacks.ModelCheckpoint(
        "best_1dcnn_model.h5", save_best_only=True, monitor="val_loss"
    ),
    keras.callbacks.ReduceLROnPlateau(
        monitor="val_loss", factor=0.5, patience=5, min_lr=0.0001
    ),
    keras.callbacks.EarlyStopping(monitor="val_loss", patience=50, verbose=1),
]
model = make_model(input_shape=x_train.shape[1:])
model.compile(
    optimizer = keras.optimizers.Adam(),
    #optimizer = keras.optimizers.SGD(lr=0.0001, decay=1e-4, momentum=0.9, nest
    loss="sparse_categorical_crossentropy",
    metrics= [BalancedSparseCategoricalAccuracy()]
)
history = model.fit(
    x_train,
    y_train,
    batch_size=batch_size,
    epochs=num_epochs,
    callbacks=callbacks,
    validation_split=0.2,
    verbose=1,
)
```

```
Epoch 1/15
149/149 [==============================] - 9s 8ms/step - loss: 1.5714 - balar
Epoch 2/15
```

```
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.5980 - balar
Epoch 3/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.4826 - balar
Epoch 4/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.3568 - balar
Epoch 5/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.3228 - balar
Epoch 6/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.2502 - balar
Epoch 7/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.2154 - balar
Epoch 8/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.1877 - balar
Epoch 9/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.1727 - balar
Epoch 10/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.1467 - balar
Epoch 11/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.1256 - balar
Epoch 12/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.1339 - balar
Epoch 13/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.1227 - balar
Epoch 14/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.0824 - balar
Epoch 15/15
149/149 [==============================] - 1s 5ms/step - loss: 0.1039 - balar
```

```
 1 fig,axes = plt.subplots(1,2,figsize=(20,8))
 2 plt.suptitle("1D CNN")
 3 axes[0].set_title("Balanced Sparse Categorical Accuracy")
 4 axes[0].plot(np.arange(num_epochs),history.history['balanced_sparse_categorical
 5 axes[0].plot(np.arange(num_epochs),history.history['val_balanced_sparse_categor
 6 axes[0].legend(["Training","Validation"])
 7 axes[0].grid(which="Both")
 8 axes[0].set_xlabel("Época")
 9 axes[1].set_title("Loss")
10 axes[1].plot(np.arange(num_epochs),history.history['loss'])
11 axes[1].plot(np.arange(num_epochs),history.history['val_loss'])
12 axes[1].legend(["Training","Testing"])
13 axes[1].grid(which="Both")
14 axes[1].set_xlabel("Época")
15 plt.show()
```




```
1 from sklearn.metrics import balanced_accuracy_score
2
3 y_pred_val = np.argmax(model.predict(x_val), axis=1)
4 balanced_accuracy_score(y_val, y_pred_val)
```

```
0.9372370327102669
```

6. Resultados y conclusiones

- El puntaje obtenido 0.93 difiere mucho del público (0.45) y del puntaje privado final (0.5). Uno de los errores cometidos es que se generó overfitting al agregar puntos próximos a los originales del dataset y luego repartirlos entre entrenamiento y validación. Este error se cometió por no saber como proceder con las clases para las que se tienen muy pocas muestras (en algunos casos sólo una muestra), pero se podría haber hecho un particionamiento distinto eligiendo la mejor estrategia para cada caso (podía evitar este error para soja, maiz, y otras clases con más de 50 muestras).
- Aún así el uso de series temporales parece dar buenos resultados y puede continuarse utilizando series temporales de parches y otros tipos de arquitecturas más avanzadas (RNN, LSTM, etc.).

7. Preparación de submisión para evaluación

Se incluye el código para generar el archivo subido a la competencia (sólo cambia el postfijo: fecha y hora actual y puntaje). El archivo con el mayor puntaje público de los ensayados con el modelo 1DCNN que se subió a la competencia es submit_CNN1D_12_10_2020_02_03_24_0.45417197181903063.csv (0.45417197181903063 es el puntaje público).

- Subir resultados: https://metadata.fundacionsadosky.org.ar/upload/22/
- Leaderboard: https://metadata.fundacionsadosky.org.ar/competition/22/

Nota: los links públicos (Google Drive) de estos archivos son:

- CSV (Test): test_timeseries_pickle.csv
- Series (Test): test_timeseries_pickle.tar.gz
- Scaler scaler.pkl

```
!gdown --id 1-9C7J4oqm4RPa2qdR1wcbU822j4b5K0v
```

```
Downloading...
From: https://drive.google.com/uc?id=1-9C7J4oqm4RPa2qdR1wcbU822j4b5K0v
To: /content/test_timeseries_pickle.csv
100% 61.6k/61.6k [00:00<00:00, 4.14MB/s]
```

```
eval_df = pd.read_csv('/content/test_timeseries_pickle.csv')
```

```
!gdown --id 1-Exvxwas8xau7s-hwmO9PEGoFS3wBBRi
```

```
Downloading...
From: https://drive.google.com/uc?id=1-Exvxwas8xau7s-hwmO9PEGoFS3wBBRi
To: /content/test_timeseries_pickle.tar.gz
30.3MB [00:00, 73.2MB/s]
```

```
!tar -xf /content/test_timeseries_pickle.tar.gz
```

```
!gdown --id 1gV4UtL6brZU0jVosD8ndI_bfrCyx1WaW
```

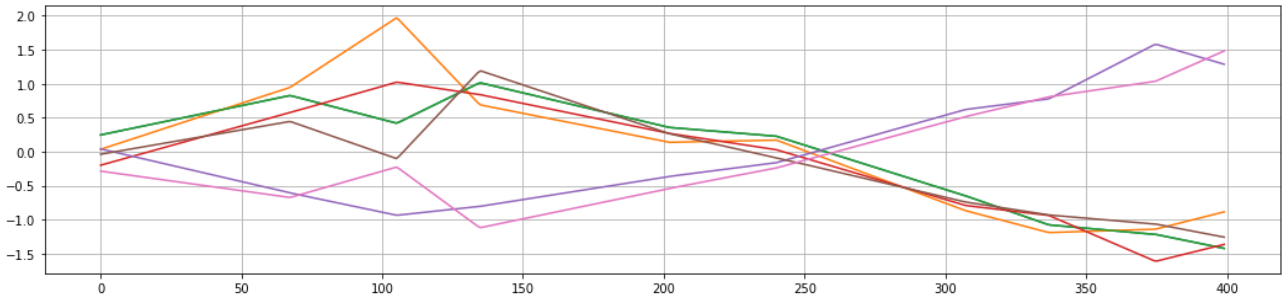
```
Downloading...
From: https://drive.google.com/uc?id=1gV4UtL6brZU0jVosD8ndI_bfrCyx1WaW
To: /content/scaler.pkl
100% 687/687 [00:00<00:00, 1.09MB/s]
```

Descargar el scaler (sólo si no se hizo anteriormente o no se ejecutaron las celdas de entrenamiento).

```
with open('/content/scaler.pkl', 'rb') as f:
  scaler = pickle.load(f)
```

```
total_test_samples = len(eval_df)
X_eval= np.zeros(shape=(total_test_samples,CLIPPED_SAMPLE_SIZE,7))
for i in range(total_test_samples):
  row = eval_df.iloc[i,:]
  with open(row['ts_filename'],'rb') as f:
    a = pickle.load(f)
    #X_eval[i] = a[:,:]
    X_eval[i] = a[400:800,:]

X_eval = scaler.fit_transform(X_eval.reshape(-1, X_eval.shape[-1])).reshape(X_e

#t = np.arange(0,SAMPLE_SIZE)
```

```
t = np.arange(0,CLIPPED_SAMPLE_SIZE)
plt.figure(figsize=(18,4))
plt.grid(which="Both")
for i in range(7):
  plt.plot(t,X_eval[9,:,i])
```




```
def map_class_idx_to_cultivo_id(row):
  return class_idx_to_cultivo_id[row['class_idx']]
```

```
from keras.models import load_model
from datetime import datetime

def predict_with_model_and_prepare_submission():
  model = load_model('best_1dcnn_model.h5', custom_objects ={'BalancedSparseCat
  y_pred = np.argmax(model.predict(X_eval), axis=1)
  df_submission = eval_df.copy()
  df_submission["class_idx"] = y_pred
  df_submission['CultivoId'] = df_submission.apply(map_class_idx_to_cultivo_id,

  FILENAME = "submit_CNN1D_%s.csv" %  datetime.now().strftime("%m_%d_%Y_%H_%M_%
  df_submission[["GlobalId","CultivoId"]].to_csv(FILENAME, index=False,header=F
  print("Generado %s" % FILENAME)
  return df_submission,y_pred

df_submission,y_pred =  predict_with_model_and_prepare_submission()
df_submission[['ts_filename','Longitud','Latitud','Elevacion','Dataset','Campan
```

```
Generado submit_CNN1D_12_18_2020_00_31_49.csv
```

	ts_filename	Longitud	Latitud	Elevacion	Dataset	Campania
0	./test_timeseries_pickle/2.pkl	-62.150971	-33.797816	104.111862	BC	18/19
1	./test_timeseries_pickle/3.pkl	-62.148934	-33.804243	105.698082	BC	18/19
2	./test_timeseries_pickle/5.pkl	-62.163801	-33.812363	104.233162	BC	18/19
3	./test_timeseries_pickle/8.pkl	-62.169497	-33.810439	103.859932	BC	18/19
4	./test_timeseries_pickle/11.pkl	-62.114892	-33.786731	101.769859	BC	18/19
5	./test_timeseries_pickle/12.pkl	-62.117440	-33.783728	101.769859	BC	18/19
6	./test_timeseries_pickle/13.pkl	-62.128740	-33.791581	103.085487	BC	18/19
7	./test_timeseries_pickle/16.pkl	-62.146479	-33.793582	101.863167	BC	18/19
8	./test_timeseries_pickle/17.pkl	-62.194924	-33.826600	103.785286	BC	18/19
9	./test_timeseries_pickle/18.pkl	-62.196962	-33.824715	103.785286	BC	18/19
10	./test_timeseries_pickle/19.pkl	-62.198212	-33.829101	104.363792	BC	18/19
11	./test_timeseries_pickle/20.pkl	-62.198537	-33.825369	104.363792	BC	18/19
12	./test_timeseries_pickle/21.pkl	-62.205762	-33.835141	110.260788	BC	18/19
13	./test_timeseries_pickle/22.pkl	-62.211968	-33.834256	110.260788	BC	18/19
14	./test_timeseries_pickle/24.pkl	-62.215580	-33.843258	115.140739	BC	18/19
15	./test_timeseries_pickle/29.pkl	-62.183531	-33.821252	103.253433	BC	18/19
16	./test_timeseries_pickle/31.pkl	-62.191497	-33.825600	102.992180	BC	18/19
17	./test_timeseries_pickle/32.pkl	-62.192238	-33.820136	102.992180	BC	18/19
18	./test_timeseries_pickle/35.pkl	-62.061561	-33.759127	99.213249	BC	18/19
19	./test_timeseries_pickle/36.pkl	-62.063831	-33.756817	99.213249	BC	18/19
20	./test_timeseries_pickle/37.pkl	-62.077818	-33.767867	100.799461	BC	18/19
21	./test_timeseries_pickle/40.pkl	-62.091203	-33.771852	102.068436	BC	18/19
22	./test_timeseries_pickle/47.pkl	-62.046057	-33.750839	102.992180	BC	18/19

Anexo

Se incluye en esta sección código auxiliar o correspondiente a modelos y ensayos previos que puede resultar de interés, pero que no es relevante para el modelo final presentado.

Otras especializaciones de DataframeAugmenter para incorporar features

Bandas de Lantsat

```
1 class Landsat8Features(DataframeAugmenter):
2
```

```
    def __init__(self):
      pass

    @abc.abstractmethod
    def get_features(self):
      return ["LS_B","LS_G","LS_R","LS_NIR","LS_SWIR1","LS_SWIR2","LS_NDVI"]

    @abc.abstractmethod
    def process_row(self,row):
      p = ee.Geometry.Point(float(row['Longitud']),float(row['Latitud']))

      # Obtener fechas iniciales y finales
      year0,year1=row['Campania'].split("/")
      start_date="%d-%02d-%02d" % (2000+int(year0),11,1)
      end_date="%d-%02d-%02d" % (2000+int(year1),4,30)

      # Traemos las colecciones de Landsat con "surface reflection"
      L8SR = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_SR')

      # Computa NDVI y lo agrega a cada imagen de la collection
      L8SR_with_ndvi = L8SR.map(self.landsat_add_ndvi)

      # Crea un mosaico con el pixel que tenga el máximo NDVI
      L8SR_ndvi_qual = L8SR_with_ndvi.qualityMosaic('ndvi')

      # Selecciona las bandas y se queda con los valores en percentil 95% para
      # 0 B2 = B
      # 1 B3 = G
      # 2 B4 = R
      # 3 B5 = NIR
      # 4 B6 = SWIR1
      # 5 B7 = SWIR2

      data = L8SR_ndvi_qual.select(["B2","B3","B4","B5","B6","B7","ndvi"]).redu

      return list(data.values())

    def landsat_add_ndvi(self,img):
      # Agrega NDVI a una imagen
      red = ee.Image(img.select('B4'))
      nir = ee.Image(img.select('B5'))
      ndvi = (nir.subtract(red)).divide(nir.add(red)).rename('ndvi')
      return img.addBands(ndvi)
```

```
# Verificación
row = train_df.iloc[0,:]
lsaug = Landsat8Features()
LS_B,LS_G,LS_R,LS_NIR,LS_SWIR1,LS_SWIR2,LS_NDVI = lsaug.process_row(row)
LS_B,LS_G,LS_R,LS_NIR,LS_SWIR1,LS_SWIR2,LS_NDVI
```

Clase GeoTIFF y transformación de coordenadas

Dada una imagen GeoTIFF, agrega como features la fila y columna del pixel correspondiente a la longitud y latitud dadas. Se utiliza para los modelos que requieren como entrada una imagen (CNNs).

Para poder trabajar con imágenes de mayor resolución y correspondientes a distintas fechas, puede ser de interés contar con múltiples imágenes GeoTIFF. Para organizar el acceso a cada imagen encapsulando los arrays y estructuras requeridas para transformar entre sistemas de coordenadas se propone la clase GeoTIFF, que puede estar indexada en alguna estructura de búsqueda por locación y fecha (si bien esto ya lo hace GEE con ImageCollection, el objetivo de precargar las imágenes es reducir el tiempo de consulta y garantizar que se trabaja con imágenes conocidas)

```
class GeoTIFF:
  def __init__(self,filename):
    self.ds = gdal.Open(filename)
    self.target_sr = osr.SpatialReference(wkt=self.ds.GetProjection())
    self.source_sr = osr.SpatialReference()
    self.source_sr.ImportFromEPSG(4326)
    self.transform = osr.CoordinateTransformation(self.source_sr, self.target_s

    self.raster_arr = self.ds.ReadAsArray()
    print(self.raster_arr.shape)
    pass

  def make_array_from_bands(self,bands,norm=True):
    arr =np.zeros(shape=(
        self.raster_arr.shape[1],self.raster_arr.shape[2],len(bands)),dtype=np.
    for b in range(len(bands)):
      arr[:,:,b] = self.raster_arr[bands[b],:,:]
    if norm:
      arr = minmax_scale(arr.ravel(), feature_range=(0.,1.)).reshape(arr.shape)
    return arr

  def world_to_pixel_coords(self, lon, lat):
    point = ogr.Geometry(ogr.wkbPoint)
    point.AddPoint(lon, lat )
    point.Transform(self.transform)

    geo_matrix = self.ds.GetGeoTransform()
    x,y = point.GetX(), point.GetY()
    ul_x= geo_matrix[0]
    ul_y = geo_matrix[3]
    x_dist = geo_matrix[1]
    y_dist = geo_matrix[5]
    px = int((x - ul_x) / x_dist)
    py = -int((ul_y-y) / y_dist)
    return px, py

  def plot(self,bands,region=None):
    fig = plt.figure(figsize=(22,14))
    if region:
      x0 = region[0]
      y0 = region[1]
      x1 = x0 + region[2]
```

```
      x1 = x0 + region[2]
      y1 = y0 + region[3]
      plt.imshow(self.make_array_from_bands(bands,True)[y0:y1,x0:x1])
    else:
      plt.imshow(self.make_array_from_bands(bands,True))
    plt.grid(None)
    plt.show()

#TIFF_IMG_FILE_DESCRIPTION = 'S2Mosaic_2018-11-01_2019-05-01'
TIFF_IMG_FILE_DESCRIPTION = 'S2Mosaic_2019-11-01_2020-05-01'
geotiff_img = GeoTIFF('drive/MyDrive/'+TIFF_IMG_FILE_DESCRIPTION+'.tif')

# Verificar que cubra los puntos extremos con algún margen de pixels

margin = 0.1
print("TL: ", geotiff_img.world_to_pixel_coords(long0-margin, lat1+margin))
print("TR: ", geotiff_img.world_to_pixel_coords(long1+margin, lat1+margin))
print("BL: ", geotiff_img.world_to_pixel_coords(long0-margin, lat0-margin))
print("BR: ", geotiff_img.world_to_pixel_coords(long1+margin, lat0-margin))
```

```
class GeoTIFFFeatures(DataframeAugmenter):

    def __init__(self, src_img_path, output_path, patch_size,img_per_campaign_d
      self.loaded_img = None
      self.geotiff_img = None
      self.img_data_path=output_path
      self.dx = patch_size
      self.bands = bands
      self.src_img_path = src_img_path

      # Imagen TIFF asignada a cada campaña
      self.img_per_campaign_dict = img_per_campaign_dict

      # Crear directorio de salida
      if os.path.exists(self.img_data_path):
        shutil.rmtree(self.img_data_path)
      os.mkdir( self.img_data_path )
      pass

    @abc.abstractmethod
    def get_features(self):
      return ["px","py","img_filename"]

    @abc.abstractmethod
    def process_row(self,row):
      # Carga la imagen correspondiente a esa campaña
      if self.loaded_img != self.img_per_campaign_dict[row['Campania']]:
        self.loaded_img = self.img_per_campaign_dict[row['Campania']]
        self.geotiff_img = GeoTIFF(self.src_img_path+self.loaded_img)

      # Convertir coordenadas
      px, py = self.geotiff_img.world_to_pixel_coords(float(row['Longitud']),
                                                      float(row['Latitud']))

      # Extraer parche RGB y guardar
```

```
    img_patch = self.geotiff_img.make_array_from_bands(self.bands)[ int(py-se
                                                int(px-self.dx):int(px+self.dx
    rescaled = (255.0 / img_patch.max() * (img_patch - img_patch.min())).asty
    im = Image.fromarray(rescaled)
    img_filename = str(row['GlobalId'])+".png"
    im.save(self.img_data_path+img_filename)
    del img_patch
    return px, py,img_filename
```

```
# Verificación
row = train_df.iloc[0,:]
geotiffaug = GeoTIFFFeatures(
            src_img_path= 'drive/MyDrive/',
            output_path = "./tmp/",
            patch_size = 32,
            img_per_campaign_dict = {
                "18/19": 'S2Mosaic_2018-11-01_2019-05-01.tif',
                "19/20": 'S2Mosaic_2019-11-01_2020-05-01.tif'
            },
            bands = [11,8,2]
        )
px,py,img_filename = geotiffaug.process_row(row)
print(px,py,img_filename)
IPython.display.Image('./tmp/'+img_filename)
```

Parches descargados de colecciones filtradas GEE

Este metodo es similar al anterior, pero en este caso se descargan directamente los arrays.

```
from PIL import Image

class GEELandsatImagePatchFeatures(DataframeAugmenter):

    # Cloud masking function.
    def maskL8sr(self,image):
      cloudShadowBitMask = ee.Number(2).pow(3).int()
      cloudsBitMask = ee.Number(2).pow(5).int()
      qa = image.select('pixel_qa')
      mask = qa.bitwiseAnd(cloudShadowBitMask).eq(0).And(
        qa.bitwiseAnd(cloudsBitMask).eq(0))
      return image.updateMask(mask).select(self.bands).divide(10000)

    def __init__(self,output_path):
      # Crear directorio de salida
      self.img_data_path = output_path
      if os.path.exists(self.img_data_path):
        shutil.rmtree(self.img_data_path)
      os.mkdir( self.img_data_path )

      # FIXME Landsat8 Imágenes con Surface Reflectance
      self.ls8sr_coll = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_SR')

      # Bandas de interés para la predicción
```

```
      # Bandas de interes para la predicción
      self.bands = ['B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7']
      pass

    @abc.abstractmethod
    def get_features(self):
      return ["img_filename"]

    @abc.abstractmethod
    def process_row(self,row):
      area_margin = 0.01 # se deja un margen para tomar píxeles vecinos de los
      crop_roi = ee.Geometry.Rectangle([row['Longitud']-area_margin,
                                        row['Latitud']-area_margin,
                                        row['Longitud']+area_margin,
                                        row['Latitud']+area_margin])

      # Obtener fechas iniciales y finales
      year0,year1=row['Campania'].split("/")
      start_date="%d-%02d-%02d" % (2000+int(year0),11,1)
      end_date="%d-%02d-%02d" % (2000+int(year1),4,30)

      img = self.ls8sr_coll.filterDate(start_date, end_date) \
              .filterBounds(crop_roi) \
              .first()
              # FIXME debe ser el resultado de un reduce(), no first()
              #.select(self.bands) \
              #.map(self.maskL8sr)
      img_patch = geemap.ee_to_numpy(img, ['B4', 'B3', 'B2'], crop_roi)
      if img_patch is not None:
        rescaled = (255.0 / img_patch.max() * (img_patch -
                img_patch.min())).astype(np.uint8)
        im = Image.fromarray(rescaled)
        img_filename = str(row['GlobalId'])+".png"
        im.save(self.img_data_path+img_filename)
      else:
        print("[Advertencia] No se encontró imagen para GlobalId: %d" % row['Gl
        img_filename = "NaN"

      # DEBUG
      #plt.figure(figsize=(8,8))
      #plt.imshow(im)
      #plt.show()
      return img_filename
```

```
# Verificación
row = train_df.iloc[10,:]
lsimgaug = GEELandsatImagePatchFeatures(
            output_path = "./tmp/"
        )
img_filename = lsimgaug.process_row(row)
print(img_filename)
IPython.display.Image('./tmp/'+img_filename,width=640,height=480)
```

26.png

Generación de imágenes

Generar imagen Landsat8 con máscara de nubes

```
# Test
area_margin = 0.1 # se deja un margen para tomar píxeles vecinos de los puntos
area = ee.Geometry.Rectangle([-62.86168788358889-area_margin,
                              -34.37532678620215-area_margin,
                              -61.21017986410942+area_margin,
                              -33.45821861509694+area_margin])

# Landsat8 Imágenes con Surface Reflectance
L8SR = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_SR')

# Bandas de interés para la predicción
BANDS = ['B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7']

start_date =  '2018-01-01'
end_date =  '2020-12-31'

# Cloud masking function.
def maskL8sr(image):
  cloudShadowBitMask = ee.Number(2).pow(3).int()
  cloudsBitMask = ee.Number(2).pow(5).int()
  qa = image.select('pixel_qa')
```

```
  mask = qa.bitwiseAnd(cloudShadowBitMask).eq(0).And(
    qa.bitwiseAnd(cloudsBitMask).eq(0))
  return image.updateMask(mask).select(BANDS).divide(10000)

ls8 = L8SR.filterDate(start_date, end_date) \
          .filterBounds(area) \
          .map(maskL8sr).median() \
          .select(BANDS)
```

Descargar imagen de GEE a Google Drive como GeoTiff

```
import time

def download_gee_img_to_google_drive(img,area,output_path,description,scale=30,
  task = ee.batch.Export.image.toDrive(**{
    'image': img,
    'description': description,
    'folder': output_path,
    'maxPixels': 1e9,
    'scale': scale,
    'region': area.getInfo()['coordinates']
  })
  task.start()

  if verbose:
    print("Ready")
    while task.status()['state'] == 'READY':
      time.sleep(1)
    print("Running")
    while task.status()['state'] == 'RUNNING':
      time.sleep(1)
    print(task.status()['state'])
    if task.status()['state'] == 'FAILED':
      print(task.status()['error_message'])
    elif task.status()['state'] == 'COMPLETED':
      print("Success")
  return
```

Código Javasript para generar imagen mosaico Sentinel2 por campaña en GEE

Copiar y pegar en Code Editor. Adaptado de código original: https://developers.google.com/earth-engine/tutorials/community/classify-maizeland-ng

```
/* Exportación de Mosaico Sentinel2 que maximiza NDVI para clasificación de cultivos.
Adaptado de: https://developers.google.com/earth-engine/tutorials/community/classify-maiz
*/

// Define a collection filtering function.
function filterBoundsDate(imgCol, aoi, start, end) {
  return imgCol.filterBounds(aoi).filterDate(start, end);
```

```
}

// Define a function to join the two collections on their 'system:index'
// property. The 'propName' parameter is the name of the property that
// references the joined image.
function indexJoin(colA, colB, propName) {
  var joined = ee.ImageCollection(ee.Join.saveFirst(propName).apply({
    primary: colA,
    secondary: colB,
    condition: ee.Filter.equals(
        {leftField: 'system:index', rightField: 'system:index'})
  }));
  // Merge the bands of the joined image.
  return joined.map(function(image) {
    return image.addBands(ee.Image(image.get(propName)));
  });
}

// Define a function to create a cloud masking function.
function buildMaskFunction(cloudProb) {
  return function(img) {
    // Define clouds as pixels having greater than the given cloud probability.
    var cloud = img.select('probability').gt(ee.Image(cloudProb));

    // Apply the cloud mask to the image and return it.
    return img.updateMask(cloud.not());
  };
}

function export_s2_mosaic_to_gdrive(aoi,start_date,end_date)
{
  // Import S2 TOA reflectance and corresponding cloud probability collections.
  var s2 = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2');
  var s2c = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2_CLOUD_PROBABILITY');

  // Define dates over which to create a composite.
  var start = ee.Date(start_date);
  var end = ee.Date(end_date);

  // Filter the collection by AOI and date.
  s2 = filterBoundsDate(s2, aoi, start, end);
  s2c = filterBoundsDate(s2c, aoi, start, end);

  // Join the cloud probability collection to the TOA reflectance collection.
  var withCloudProbability = indexJoin(s2, s2c, 'cloud_probability');

  // Map the cloud masking function over the joined collection, select only the
```

```
  // reflectance bands.
  var maskClouds = buildMaskFunction(50);
  var s2Masked = ee.ImageCollection(withCloudProbability.map(maskClouds))
                   .select(ee.List.sequence(0, 12));

  // Calculate the median of overlapping pixels per band.
  var median = s2Masked.median();

  // Calculate the difference between each image and the median.
  var difFromMedian = s2Masked.map(function(img) {
    var dif = ee.Image(img).subtract(median).pow(ee.Image.constant(2));
    return dif.reduce(ee.Reducer.sum()).addBands(img).copyProperties(img, [
      'system:time_start'
    ]);
  });

  // Generate a composite image by selecting the pixel that is closest to the
  // median.
  var bandNames = difFromMedian.first().bandNames();
  var bandPositions = ee.List.sequence(1, bandNames.length().subtract(1));


  var mosaic = difFromMedian.reduce(ee.Reducer.min(bandNames.length()))
                  .select(bandPositions, bandNames.slice(1));

  // Display the mosaic.
  Map.addLayer(mosaic, {bands: ['B11', 'B8', 'B3'], min: 225, max: 4000}, 'S2 mosaic');

  // Export the image, specifying scale and region.
  var task = Export.image.toDrive({
    image: mosaic,
    description: 'S2Mosaic_'+start_date+'_'+end_date,
    scale: 30,
    region: aoi
  });
}


/* Exportación Rectángulo Gral. López */
var margin = 0.1; // para los puntos que están justo en la frontera
var aoi = ee.Geometry.Rectangle(-62.86168788358889-margin,
                                -34.37532678620215-margin,
                                -61.21017986410942+margin,
                                -33.45821861509694+margin);

// CAMPAÑA 2018-2019
export_s2_mosaic_to_gdrive(aoi,'2018-11-01','2019-05-01');
```

```
// CAMPAÑA 2010-2020
export_s2_mosaic_to_gdrive(aoi,'2019-11-01','2020-05-01');
```

Exportación de este cuaderno a PDF

```
!apt-get install texlive texlive-xetex texlive-latex-extra pandoc  &> /dev/null
!pip install pypandoc &> /dev/null
```

```
!cp '/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/SolucionModeloFinal.ipynb' ./
!jupyter nbconvert --to PDF "SolucionModeloFinal.ipynb"
# Falla con: Text line contains an invalid character.
```