

Projet Image Processing

Détection De L'occupation Et L'utilisation Des Sols Dans L'imagerie Satellitaire

Réalisé par :

El Marhouch Reda
Atir Youssef



Plan:

1. Introduction
2. Problématique
3. Synthèse de l'état de l'art
4. Modèles utilisés
5. Résultats et discussions
6. Conclusions
7. Perspectives

L'imagerie satellitaire fournit des informations uniques sur divers domaines, notamment l'agriculture, la défense et le renseignement, l'énergie et la finance. De nouveaux fournisseurs d'images commerciales, tels que Planet et BlackSky, utilisent des constellations de petits satellites pour augmenter de manière exponentielle la quantité d'images de la terre capturées chaque jour.

Ce flot de nouvelles images dépasse la capacité des organisations à regarder manuellement chaque image capturée, et il est nécessaire d'utiliser des algorithmes d'apprentissage automatique et de vision par ordinateur pour aider à automatiser le processus d'analyse.

Introduction

Des Modèles ont déjà atteint des qualités de prédictions presque parfaites sur chacune des datasets à part. En prenant en compte le fait que ces différents modèles propres à chaque Dataset traitent des images satellitaires qui présentent un degré élevé de similtude, la problématique sur laquelle on s'est penché est de construire un modèle qui effectue des prédictions sur les images des trois Datasets indifféremment. Vu que Eurosat est la base de données avec le plus de classes (10 classes) il nous s'est avéré plus correcte d'adapter un modèle qui permet déjà de classifier respectueusement les 10 classes de la dataset eurosat en y intégrant progressivement les images des autres classes.

| Problématique

le travail bibliographique et l'analyse des publications formelles et informelles concernant le Dataset Eurosat nous révèlent différents modèles qui ont été réalisés et dont certains d'eux atteignent une précision de 98.57% notamment celle du modèle proposé par l'article « Introducing Eurosat: a novel dataset and deep learning benchmark for land use and land cover classification ».

• Synthèse de l'état de l'art

The background of the slide is a complex mosaic of numerous small, square aerial photographs. These images show various landscapes, including urban areas with buildings and roads, agricultural fields, and natural terrain. The colors are muted, with a lot of greens, browns, and greys. The text is centered over this mosaic.

Résultats et discussions

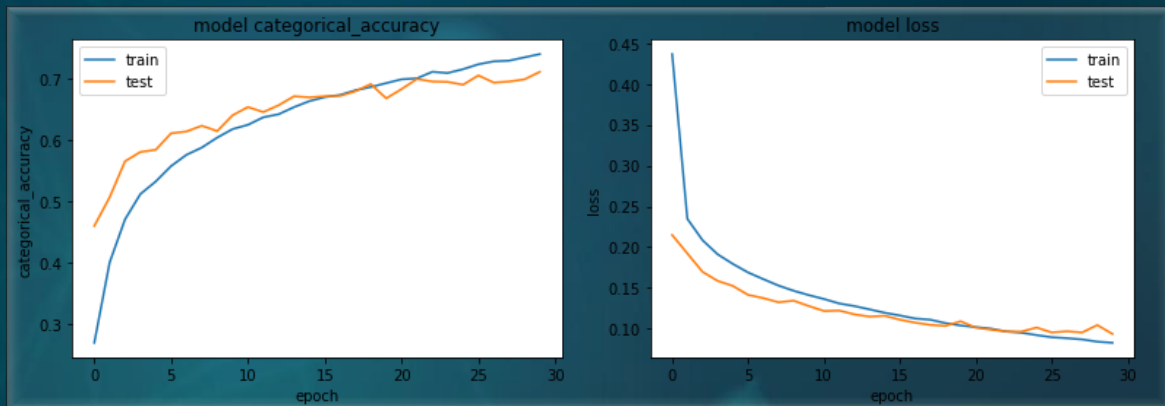
Le modèle principalement utilisé est un réseaux de neurones convolutionnels qui se dresse comme suit :

```
model = Sequential()
model.add(Conv2D(28, (3, 3), padding="same", input_shape=(64, 64, 3)))
model.add(Activation("relu"))
model.add(Conv2D(28, (3, 3), padding="same"))
model.add(Activation("relu"))
model.add(MaxPool2D(2,2))
model.add(Conv2D(56, (3, 3), padding="same"))
model.add(Activation("relu"))
model.add(Conv2D(56, (3, 3), padding="same"))
model.add(Activation("relu"))
model.add(MaxPool2D(2,2))
model.add(Conv2D(112, (3, 3), padding="same"))
model.add(Activation("relu"))
model.add(Conv2D(112, (3, 3), padding="same"))
model.add(Activation("relu"))
model.add(MaxPool2D(2,2))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(784))
model.add(Activation("relu"))
model.add(Dropout(0.6))
model.add(Dense(12))
model.add(Activation("sigmoid"))
adam = optimizers.Adam(lr=0.00001)
model.compile(optimizer=adam, loss=losses.binary_crossentropy, metrics=['categorical_accuracy'])
```

• **Modèles
utilisés**

Eurosat

La performance du modèle sur seulement les images de Eurosat atteint une performance maximale avec une validation_accuracy de 74%.



```
[59]: y_test = tf.one_hot(y_test, depth=10)
      model.evaluate(X_test, y_test)
```

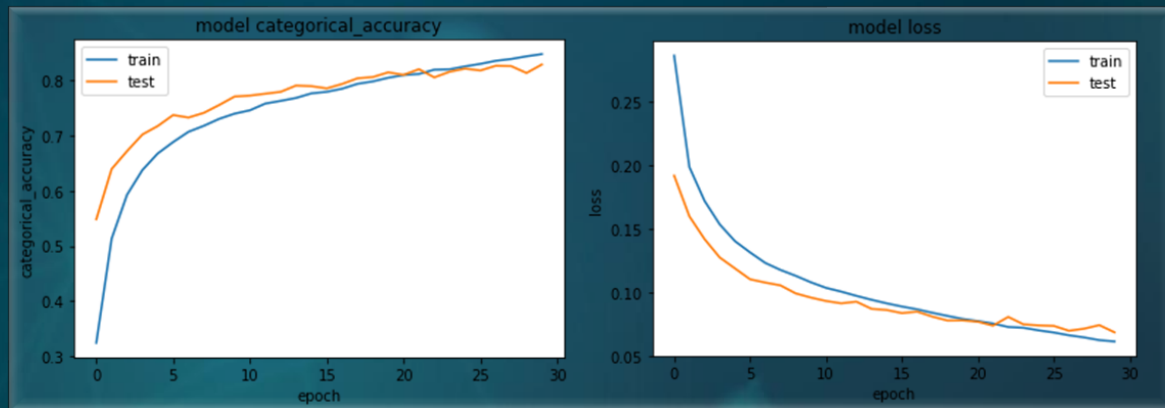
```
85/85 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0813 - categorical_accuracy: 0.7407
```

```
Out[59]: [0.08126857131719589, 0.7407407164573669]
```

Résultats et discussions

Eurosat + Ships

L'ajout de la classe Bateaux :



Résultats et discussions

```
88/88 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0697 - categorical_accuracy: 0.8243
```

```
Out[66] [0.06971709430217743, 0.8242856860160828]
```

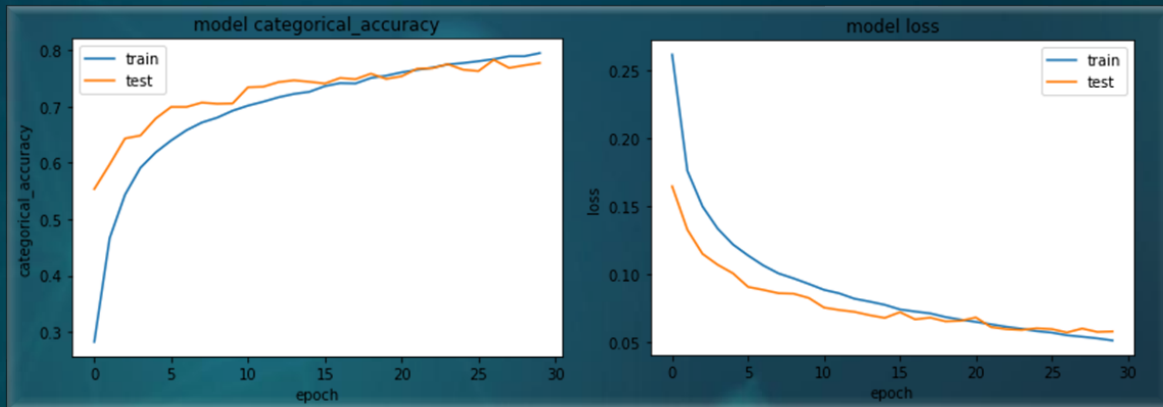
Lors de l'ajout de cette classe la précision s'élève à la valeur 82%, cela s'explique par le fait que Plus les classes sont nombreuses (une variation inter-classes étant suffisante), meilleur est le modèle qui pourra dessiner la fonction discriminante entre les classes. Ainsi, si la fonction discriminante est plus détaillée, la capacité de généralisation du modèle sera plus grande lors de la prédiction d'une image/exemple invisible.

On pourra faire l'analogie avec une séparation entre des groupes de données dans une dimension très élevée. Si on peut séparer les groupes de données de manière plus précise, on aura plus de chances de classer un exemple/image jamais vu.

Résultats et discussions

Eurosat + Ships + Planes

L'ajout de la classe avions :



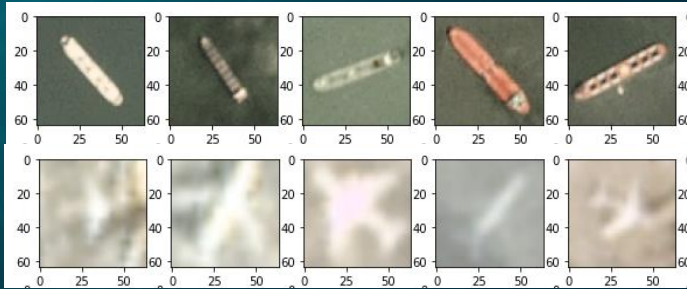
Résultats et discussions

```
97/97 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0591 - categorical_accuracy: 0.7632
```

```
Out[72] [0.05913456529378891, 0.763225793838501]
```


Lors de l'ajout de cette classe la précision diminue de nouveau vers la valeur 76%.

Il se peut que la classe avion représente moins de caractéristiques discriminantes, si on revient vers les échantillons on remarque que les images originales de la classe avion sont de petite taille, donc après redimensionnement on remarque le phénomène de pixélisation donc une faible résolution de cette classe par rapport à celle des bateaux ou les autres classes de Eurosat.



Résultats et discussions

La problématique donc qui est d'augmenter le nombre de classes que le modèle pourra prédire a été traité en implémentant un réseau de neurones convolutives qui opère sur un Dataset d'images élargis.

On a réussi alors à atteindre une précision de 76.32 % sur les 12 classes des données de test.

Ce degré de précision est un bon indice que le sur-apprentissage pourra être évité, c'est-à-dire que notre modèle d'adaptera plutôt bien sur des images jamais vues, cette hypothèse sera vérifiée lors de la mise en production de ce modèle et son interaction avec un ensemble de données jamais vues.

Conclusions

On pourra recommander une amélioration du modèle selon ses performances sur de nouvelles données à part celles d'entraînement, de validation et de test. Cette amélioration pourra porter sur les hyperparamètres du modèle comme elle peut porter sur son architecture.

De plus, il est aussi possible d'effectuer un prétraitement supplémentaire sur les images satellitaires des avions vu qu'elle contient des images de qualité inférieure, ce prétraitement pourra augmenter la visibilité du modèle en diminuant le bruit présent au niveau des images et qui est due à leur pixélisation après qu'on les a redimensionnés à une taille inférieure.

On peut même réfléchir à une agrégation globale de l'imagerie satellitaire issues des satellites autour du monde et qui pourra augmenter la capacité prédictive des différents modèles en offrant une base de données visuelle immense.

| Perspectives