

The background of the image is a dramatic scene of a building engulfed in intense orange and yellow flames. In the foreground, a dark silhouette of a kangaroo is visible on the left side. A small, thin tree stands in the center. A bright yellow triangle points downwards from the top center towards the 'EY' logo.

EY

**Better Working World
Data Challenge**



Introduction

Dans un futur proche avec la **croissance de la température** moyenne sur le globe, les incendies se feront de plus en plus nombreux. Afin de limiter les **pertes humaines comme matérielles**, il faut une intervention rapide des pompiers.

Notre solution, permettant de **détecter n'importe quel type d'incendie** sur une image satellite infrarouge donnée, couplée à des **images satellites** en temps réel permettra aux pompiers d'**intervenir rapidement** dès le départ d'un feu et ainsi limiter les potentiels dégâts.

De plus, cette solution utilise les dernières technologies de l'**intelligence artificielle**, ce qui la rend précise et efficace. Elle peut analyser une image et détecter un incendie en un temps **très faible**.

Collecte et sélection des données

Pour avoir accès à l'ensemble des données, nous avons dû **faire correspondre des polygones** indiquant la position de l'incendie avec plusieurs **images satellites**. Pour ce faire, nous avons réalisé un algorithme qui **détecte un motif** sur les noms des polygones afin de les associer aux images satellites correspondantes.

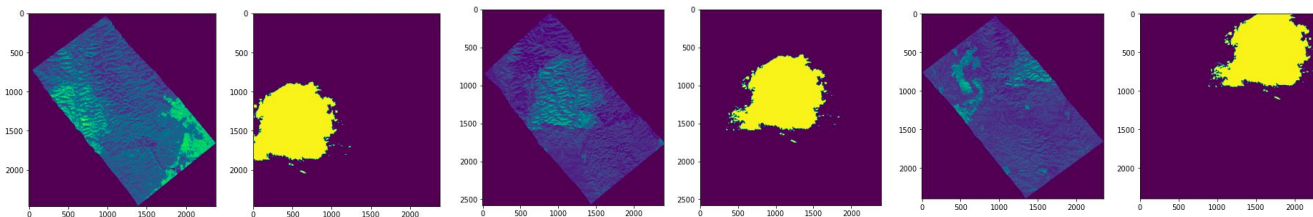
Voici ci-dessous un exemple de cette **association** :

COMPOSITE_WALLHALLA_397,398_&_401_20190225_(1311_TO_1342HRS)

▼ algorithme

[397, 398, 401]

▼ algorithme



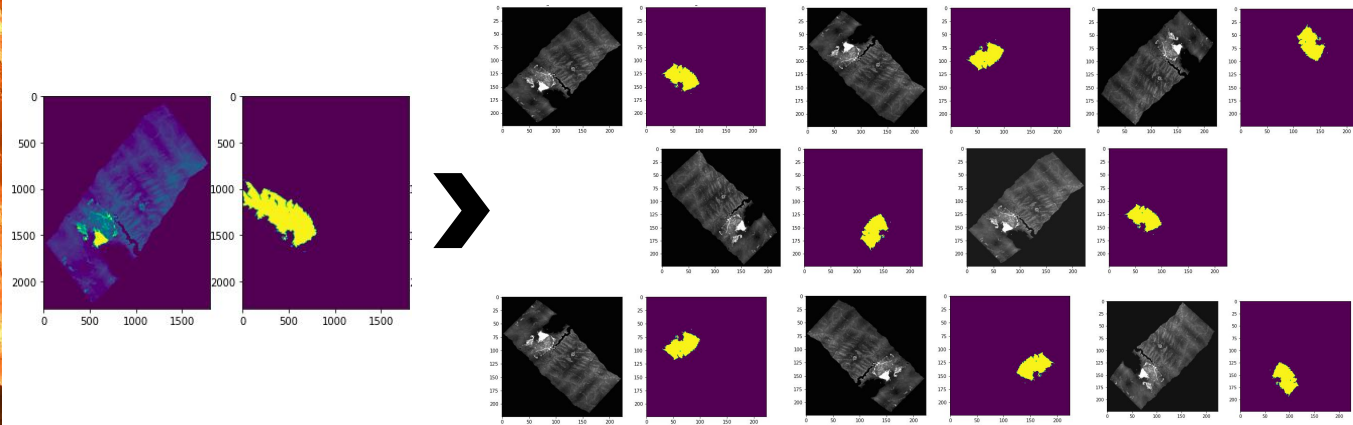
De plus, nous avons fait une **sélection de certaines images satellites** afin de garder seulement celles qui pouvaient **améliorer notre score/modèle**. Pour ce faire, nous avons analysé la **moyenne**, la **médiane** et l'**histogramme des pixels** de chaque image satellite.

Les images supprimées sont principalement celles **contenant des nuages**.

Pre-processing des données

L'objectif de ce traitement est de faire **ressortir au mieux les zones d'incendie** à l'aide de plusieurs techniques afin d'améliorer l'entraînement de notre modèle.

- **Redimensionnement** (224x224)
- **Filtre gaussien**, pour réduire le bruit de l'image et atténuer les détails.
- **Normalisation**
- **Augmentation de l'image** (variation de la luminosité, du contraste et de la saturation. Renversement vertical et horizontal, rotation, transposition).
- **Modification du masque**, pour éviter que les prédictions du modèle soient en dehors de la zone d'intérêt.
- Application de “*Contrast Limited Adaptive histogram equalization*” (**CLAHE**). Il s'agit d'une variante de “*Adaptive histogram equalization*” (**AHE**) dans laquelle l'amplification du contraste est limitée. En effet, l'AHE crée un bruit trop amplifié dans les régions quasi-constantes. C'est pourquoi nous avons utilisé CLAHE.



Choix du modèle

1

Unet

F1 score ~ 0.45 - 0.50

2

Unet

encodeur ResNet50
pré-entraîné

F1 score ~ 0.65 - 0.70

3

Unet

encodeur InceptionResNetV2
pré-entraîné

F1 score ~ 0.70 - 0.73

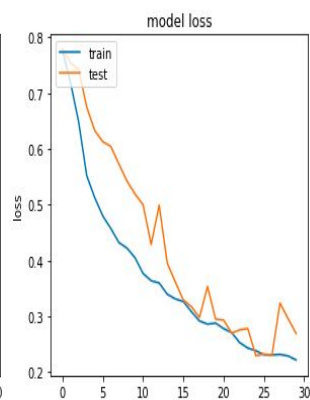
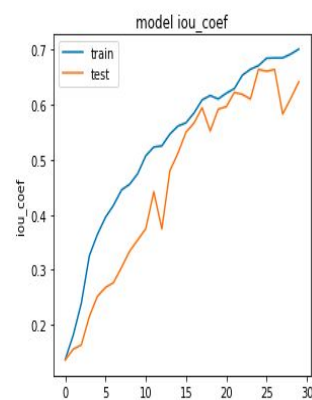
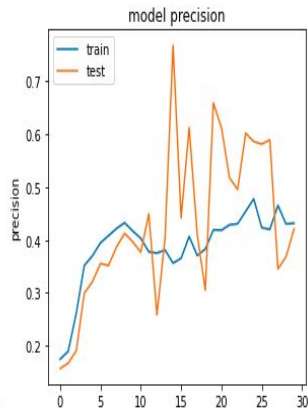
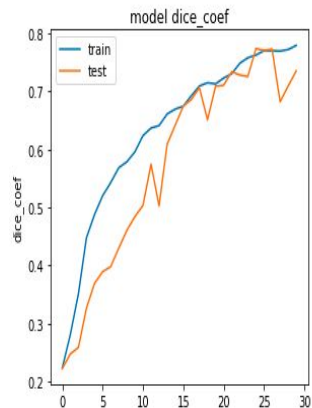
Nous avons fait le choix d'utiliser un **encodeur pré-entraîné** pour les raisons suivantes :

- Il aide le modèle à **converger beaucoup plus rapidement** et **atteindre des performances élevées** par rapport au modèle non pré-entraîné.
- Il est utile pour notre dataset qui n'était pas forcément grand et pas forcément diversifié.
- **Il est plus simple d'utilisation** pour notre expérience limitée en "*Vision par ordinateur*". En effet, construire un modèle à partir de zéro nécessite la mise en place d'une architecture de modèle assez complexe ainsi que beaucoup de connaissances.

Analyse du modèle

Pour **analyser nos résultats**, nous avons procédé en deux étapes :

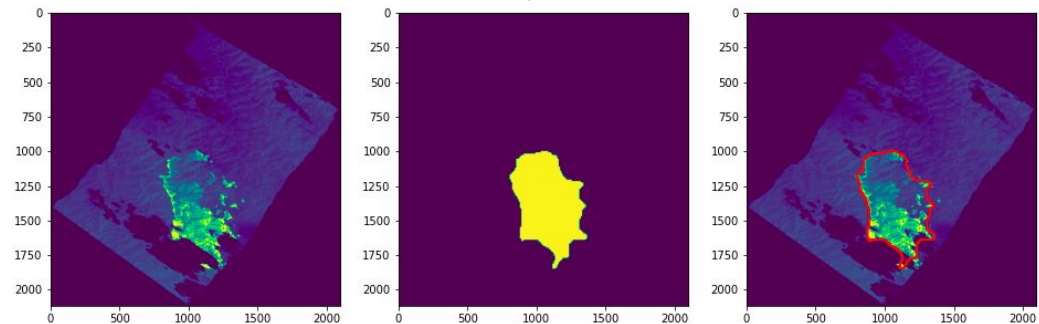
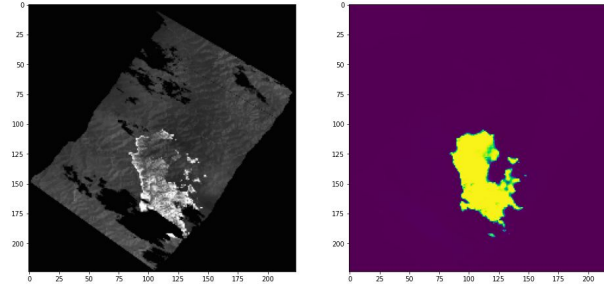
- Une première étape de **validation visuelle humaine** où l'on regardait ce que notre modèle générait sur les données d'entraînements c'est-à-dire ce que notre modèle pouvait oublier ou rajouter sur les prédictions générées.
- Une deuxième étape de **validation graphique** entre les données d'entraînement et les données de test (15% des données d'entraînement) sur certaines métriques (IoU, dice coefficient, précision) ainsi que sur la fonction objectif (dice loss). Cela nous a permis de voir si notre modèle était en **overfitting** ou **underfitting**.



Post-processing

Après avoir sélectionné et ajusté le modèle, nous **retravaillons** les prédictions générées par ce dernier en utilisant des **opérations morphologiques** :

- Application d'un **seuil** pour obtenir une image binaire.
- Morphologie mathématique :
 - Noyau **ouvert elliptique** pour **éliminer le bruit** de l'image.
 - Noyau **fermé elliptique** pour **comblar les trous** des objets de premier plan.



Équipe

Nous sommes **quatre étudiants de CY Tech** (ex-EISTI) entrant en dernière année d'école d'ingénieurs avec une option **Intelligence Artificielle & Data Science**. Notre deuxième année en cycle ingénieur, nous a permis d'avoir les **premières bases théoriques** de l'Intelligence Artificielle et la Data Science que nous avons décidé de **mettre en application** au travers de ce challenge.

Grâce à ce dernier, nous avons pu découvrir la **segmentation d'images** qui nous était totalement inconnue et gagner de manière significative de l'expérience dans la **"Vision par ordinateur"**.

Merci à **EY** d'avoir proposé ce challenge accessible et formateur pour les étudiants.

L'équipe est fière d'avoir atteint la **finale** France et espère la remporter.



Luca



Johan



Louis



Julian