



L'intelligence artificielle pour la reconstruction 3D
et la surveillance automatisée de sites à partir
d'imagerie satellitaire

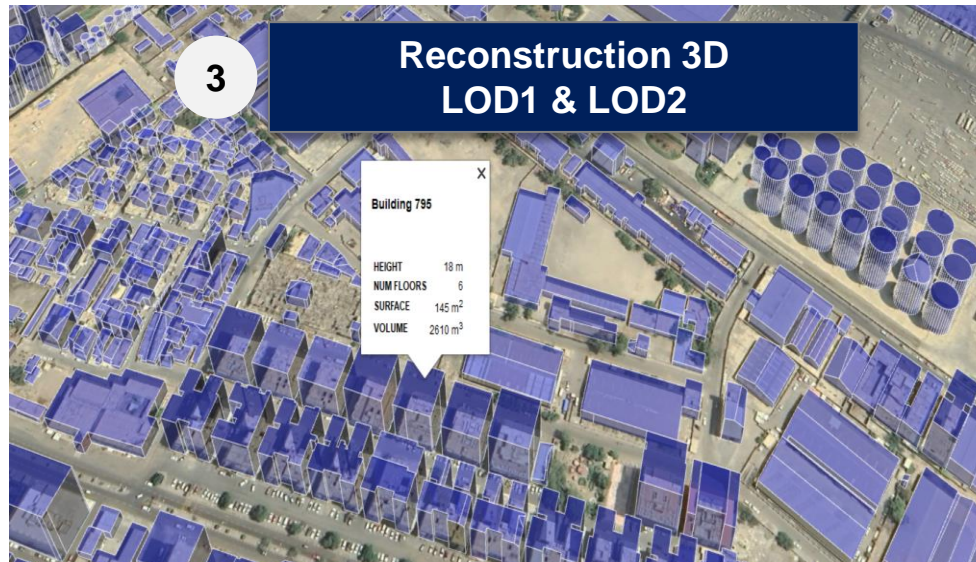
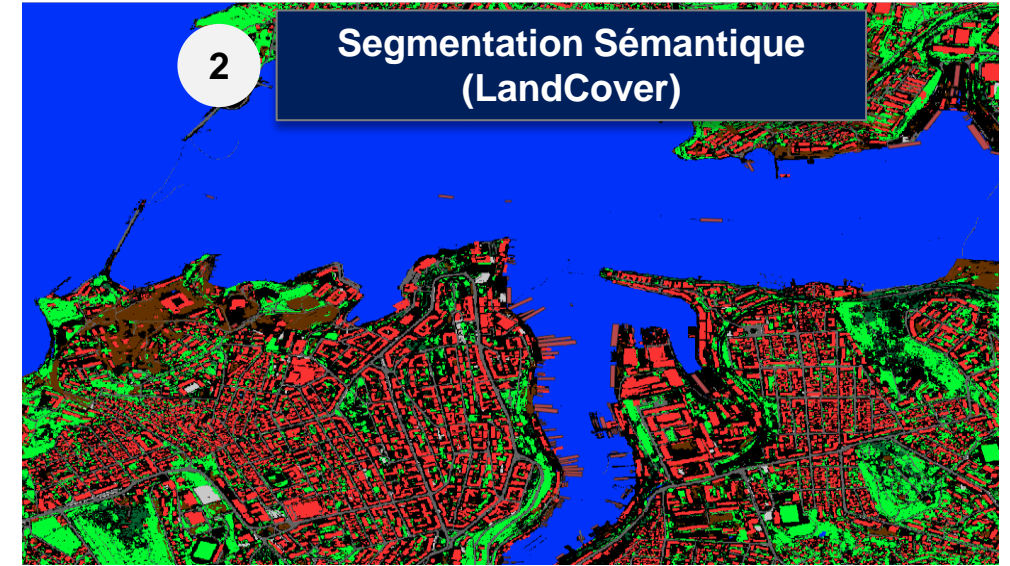
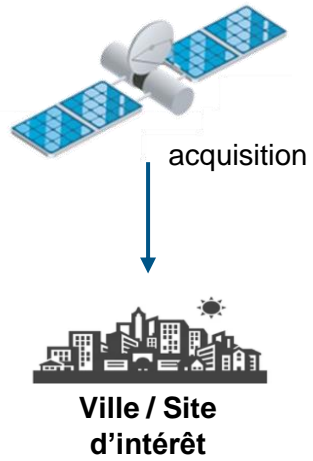
denis.marraud@airbus.com

DEFENCE AND SPACE

AIRBUS

Caractérisation statique et dynamique de sites d'intérêt par apprentissage supervisé

DEFENCE AND SPACE



Développées pour applications civiles / Adaptations pour la défense

Détection automatique d'emprises de bâtiments



Inférence



30cm RGB image (ex: PLEIADES NEO) ou 50cm RGB Image (ex: PLEIADES) de n'importe quelle taille

Segmentation d'instances des bâtiments prédits (un polygone par bâtiment)

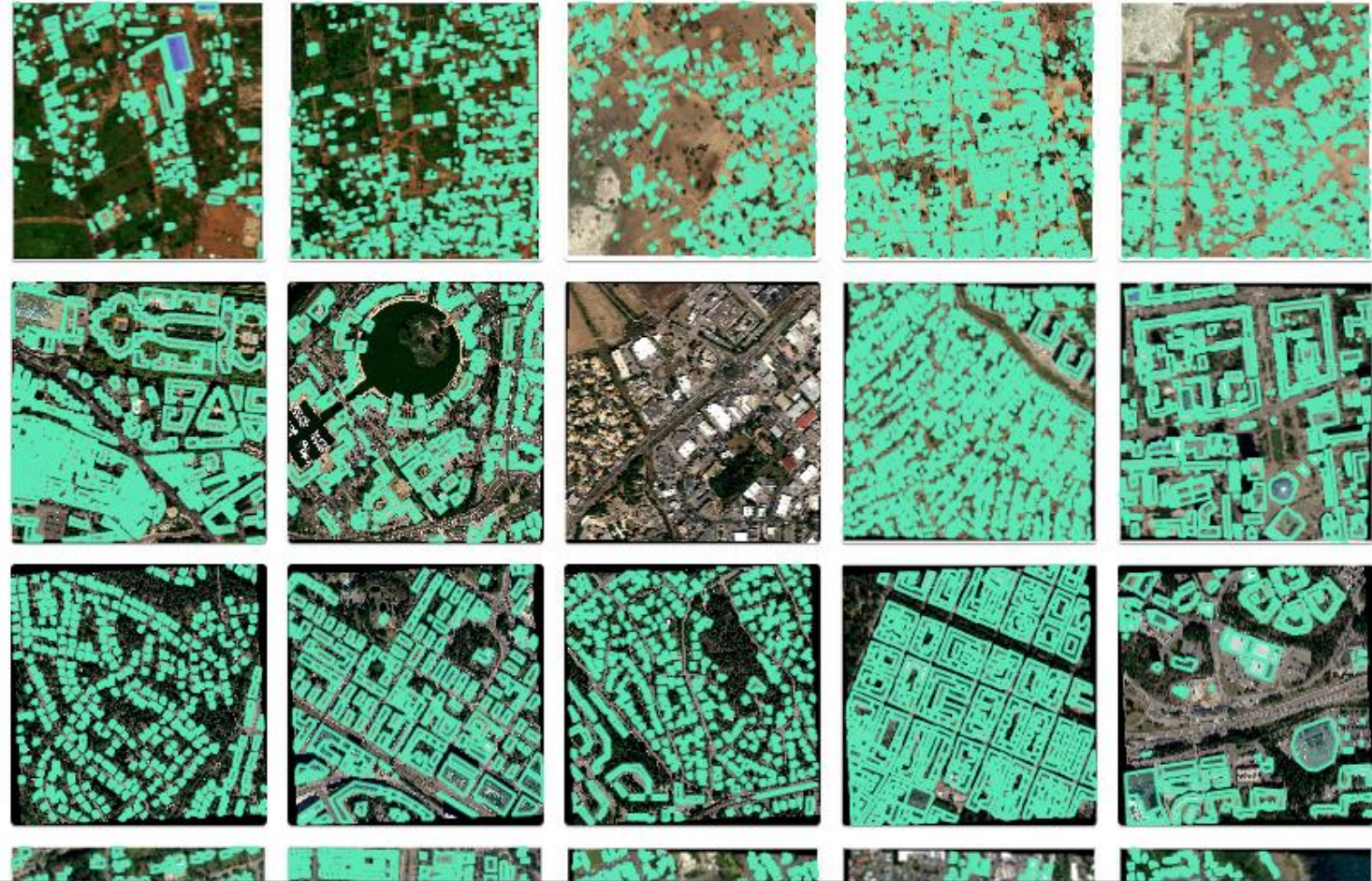
Approche supervisée:

Images PLEIADES NEO 30cm et PLEIADES 50cm

Grande diversité de types de bâtiments, de contextes, de régions géographiques:

- **Europe:** Copenhague, Stockholm, Montpellier, ...
- **North & South America:** Anchorage, Belem, Guadalajara ...
- **Asia:** Astana, Bangkok, Manila, Yangon, ...
- **Africa & Middle East:** Damas, Assab, Luanda, Dar-Es-Salam, ...
- **Oceania:** Adelaide, Wellington, ...

Annotations de plus de 300 000 bâtiments



Exemples de résultats



Marrakech, pas de correction manuelle

Exemples de résultats



Ryadh

Segmentation sémantique LandCover

Automatic LandCover Segmentation

On very high resolution imagery (from 30cm to 1,5m: SPOT, PLEIADES, PLEIADES NEO)



4bands image high resolution (eg: PLEIADES)



Inférence



9 classes prédites:

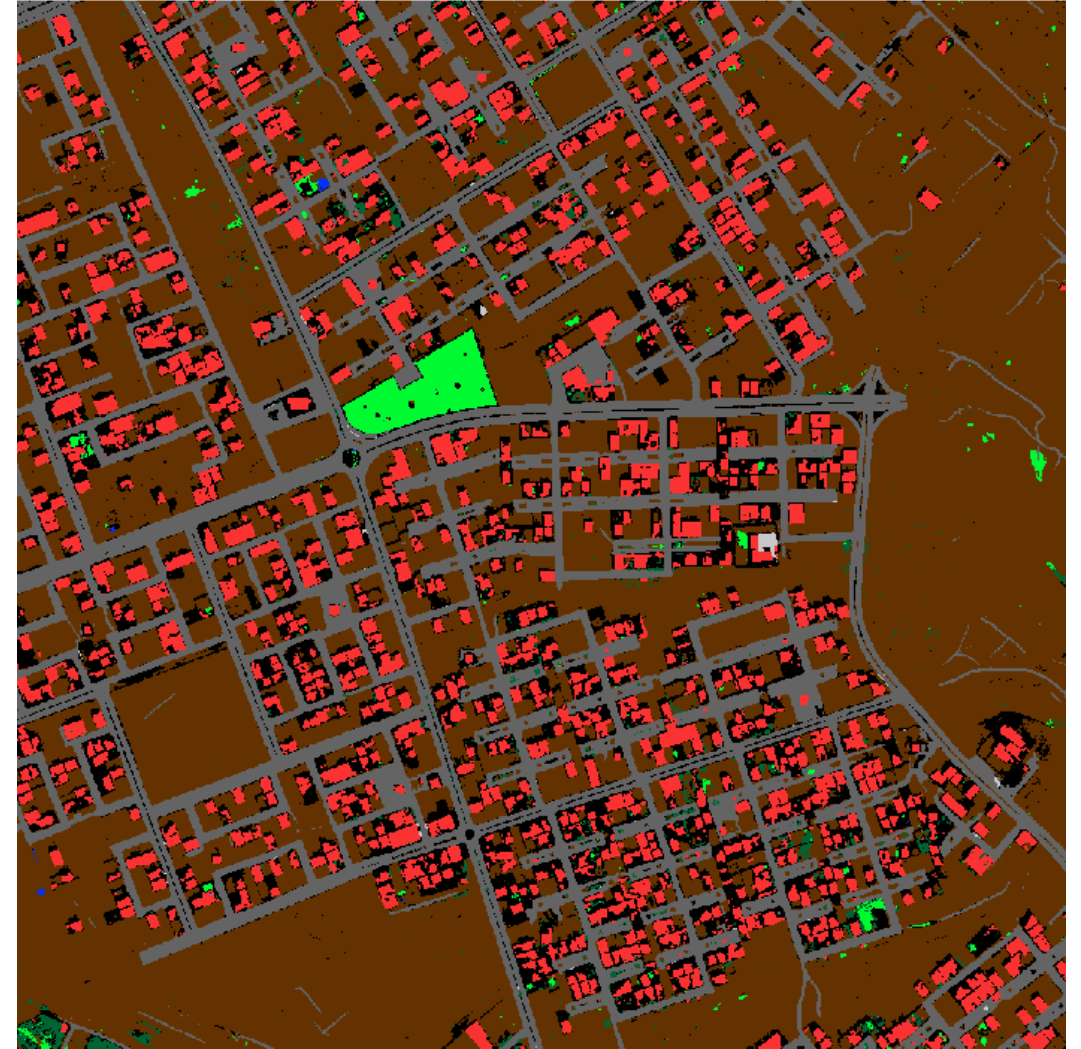
Buildings, Roads, High Vegetation, Low Vegetation, Bareground, Water, Parking, Railways, Swimming Pool

Approche supervisée

Large dataset PLEIADES NEO 30cm et PLEIADES 50cm
Diversité des paysages, contextes, regions



Exemples de résultats



Segmentation auto, pas de correction manuelle

Exemples de résultats



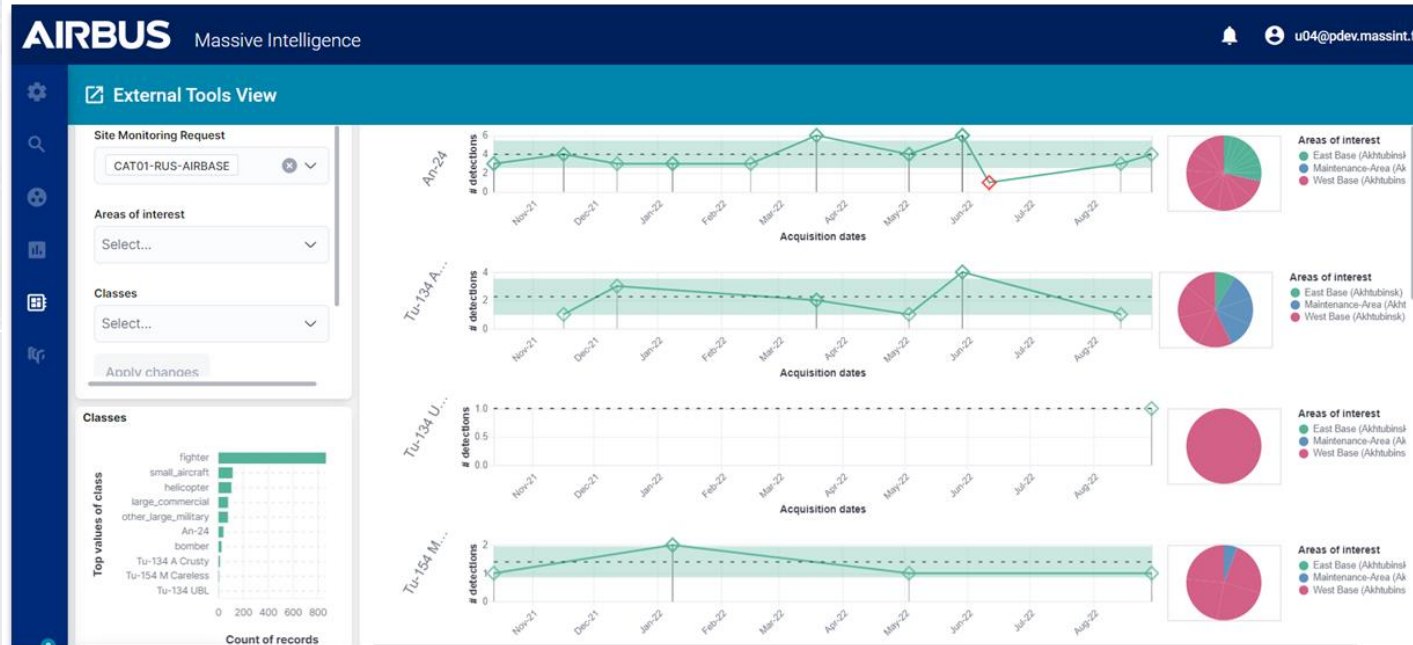
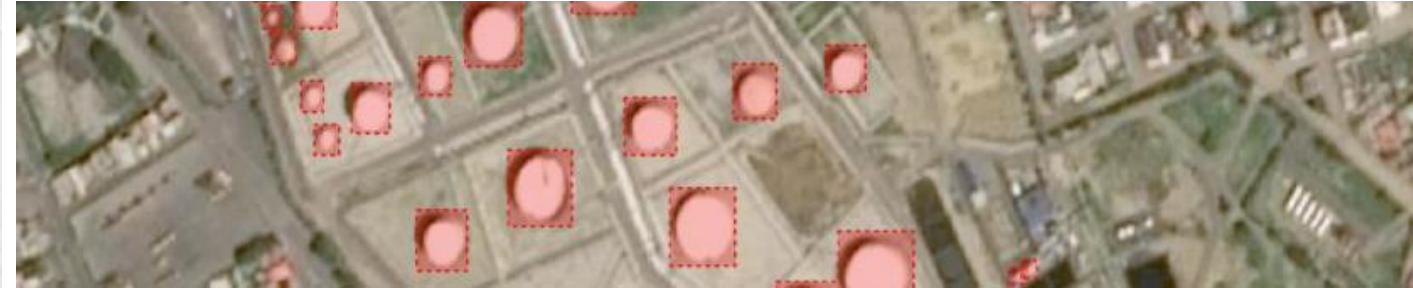
Segmentation auto, pas de correction manuelle



Détection d'activité sur sites d'intérêt



DETECTION / CLASSIFICATION
D'OBJETS D'INTERET



SUIVI TEMPOREL D'ACTIVITE
ALERTE SUR CRITERES DEFINIS PAR L'ANALYSTE

Adaptation aux applications défense :

Nécessité de progresser sur des approches plus frugales en données

ADAPTATION AU DOMAINE OPERATIONNEL

Quand celui-ci n'est pas/peu disponible
pendant le développement / nouveau théâtre
d'opération

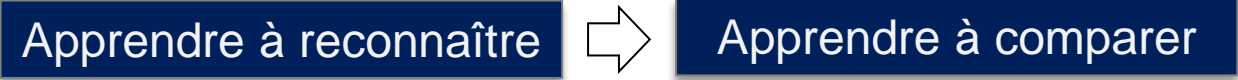
CARACTERISATION PLUS FINE DES OBJETS D'INTERET

Détection : 1 classe
Classification : x10 classes
Identification: x1000 classes

BESOIN URGENT DE NOUVELLES CLASSES D'INTERET

Apprentissage du modèle au plus près des forces

Exemple: apprentissage de représentations pour l'indexation et l'identification de matériels militaires



Result: 1 / 1

Score: **98.5%**
Class: **Su-57**
Type: **FIGHTER**
Manufacturer: **Sukhoi**
Country: **Russia**
Length: **20.1m**
Wingspan: **14.1m**
[Open in RECCE](#)

aircraft

ID: f5273c67-90b4-44e5-93f7-11c0ea1f074d_39

Identify BDR Search Visual Search

AIRBUS

Visual Search
Explore visually similar objects.
100 items

Result 1 / 100
Score: **98.12%**
Class: **unknown**


Result 2 / 100
Score: **78.48%**
Class: **unknown**


Result 3 / 100
Score: **78.48%**
Class: **unknown**

Result 4 / 100
Score: **74.48%**
Class: **unknown**

retrieved detections

query

 Identification of 60+ military aircraft classes*

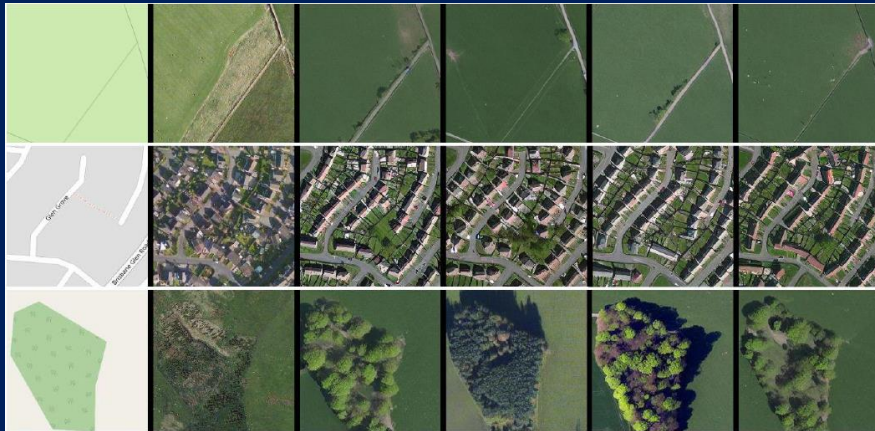
 Identification of 160+ military ship classes*

*Customizable naval/air classes for each customer

Autres approches d'intérêt pour traiter la frugalité en données / annotations

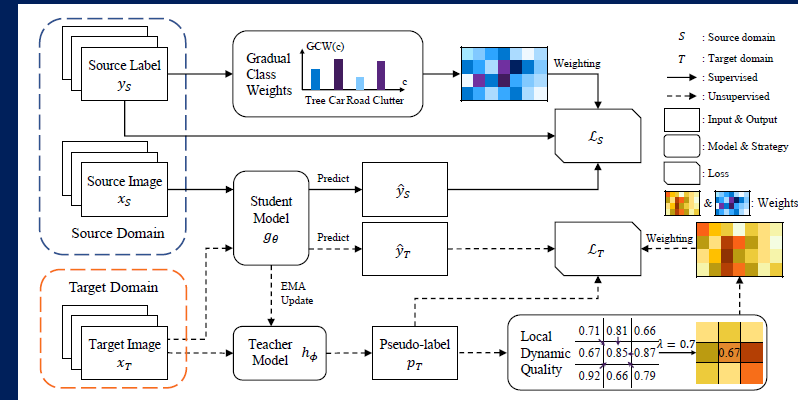
MANQUE DE DONNEES et/ou ANNOTATIONS

Synthèse de données par modèles génératifs conditionnés sur les masques de vérité terrain



Espinoza & Crowley: Generate your own Scotland, NeurIPS2023

Approches Self Supervised Learning
Pseudo-labelling, Test Time Adaptation



Unsupervised Domain Adaptation for Remote Sensing
Semantic Segmentation with Transformer, Remote Sensing 2022

APPRENTISSAGE FRUGAL

Utilisation de modèles fondation (+LP-FT: Linear Probing + FineTuning)

IBM & NASA
HLS Foundation Model
(Harmonized Landsat Sentinel)

RingMo

RemoteCLIP

CLAY

satMAE

scaleMAE

Croma

Billion Scale
ViT

SkySense

PhilEO

...

Conclusion

L'apprentissage supervisé dans le domaine de l'imagerie satellitaire
est **mature pour de nombreuses applications**

Pour les applications les plus exigeantes en performances ou aux données sensibles (e.g. défense),
un réapprentissage local sera souvent nécessaire

L'IA générative et les modèles de fondation apportent des opportunités :
meilleure capacité de généralisation, par démultiplication des données d'apprentissage
apprentissage plus frugal en données réelles pour l'optimisation locale

De nombreuses questions restent toutefois ouvertes :

Comment **maintenir en conditions opérationnelles** des modèles optimisés localement ?

Quelle est notre capacité à **bâtir des modèles de fondation sur données opérationnelles** ?

Sinon, comment maîtriser les **risques de sécurité** de modèles de fondation issus de tiers ?