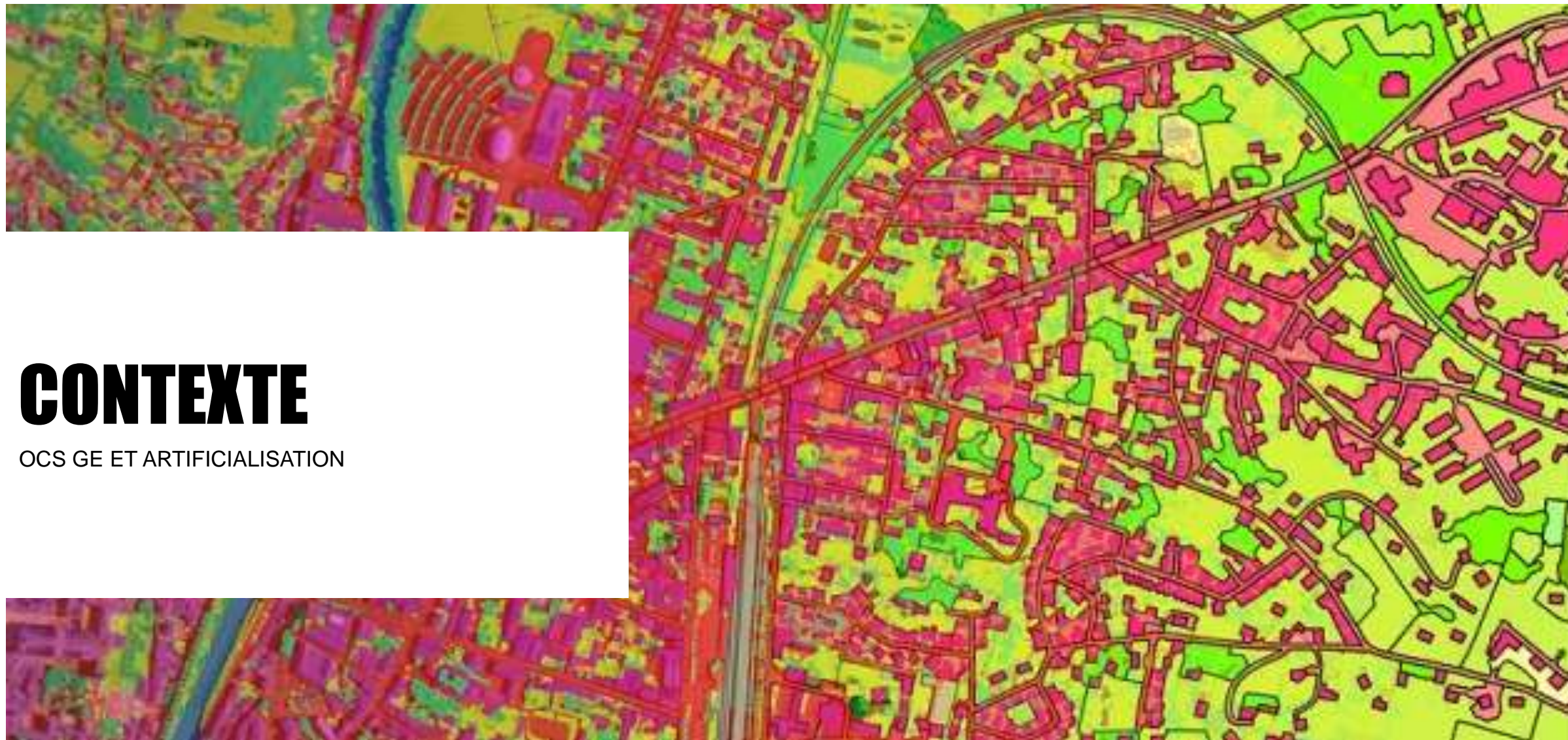


# IA ET OCCUPATION DU SOL A L'IGN

Matthieu PORTE, Coordinateur IA  
**Séminaire INSEE – IA & images satellites – 3 juillet 2025**

1. Contexte : OCS GE et Artificialisation
2. Jeux d'annotations
3. Modèles IA "couverture des sols"
4. Produits COSIA et OCS GE
5. Défis scientifiques FLAIR
6. Ouverture des données, modèles et codes
7. Modèles IA dérivés du modèles "couverture des sols"



# CONTEXTE

OCS GE ET ARTIFICIALISATION

# Contexte : Artificialisation des sols

Loi Climat et Résilience (2021) + Loi ZAN 2023 (20 juillet 2023) + décret d'application (mesure, nomenclature) (28 novembre 2023)

		Couverture du sol																
		CS1 Sans végétation				CS2 Avec végétation												
		CS1.1 Surfaces anthropiques		CS1.2 Surfaces naturelles		CS2.1 Végétation agricole					CS2.2 Végétation non agricole							
		CS1.1.1 Zones imperméables		CS1.1.2 Zones perméables		CS2.1.1 Formations arborescentes		CS2.1.2 Formations arborescentes et sous-arborescentes			CS2.1.3 Autres formations ligneuses		CS2.2.1 Formations herbacées		CS2.2.2 Autres formations non ligneuses			
		CS1.1.1.1 Zones bâties	CS1.1.1.2 Zones non bâties (Routes, parkings, ...)	CS1.1.2.1 Zones à maillage minéral	CS1.1.2.2 Zones à maillage composite	CS2.1.1.1 Peuplement de haies	CS2.1.1.2 Peuplement de corridors	CS2.1.1.3 Peuplement divers	CS2.1.2.1 Forêts de feuillus	CS2.1.2.2 Forêts de résineux	CS2.1.2.3 Forêts mixtes	CS2.1.3.1 Forêts de feuillus	CS2.1.3.2 Forêts de résineux	CS2.1.3.3 Forêts mixtes	CS2.2.1.1 Prairies	CS2.2.1.2 Forêts de feuillus	CS2.2.1.3 Forêts de résineux	
Usage du sol	USL Production primaire	USL.1 Agriculture	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	
		USL.2 Sylviculture	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.3 Activités d'extraction	Artif	Artif	Non Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.4 Pêche et aquaculture	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.5 Autre	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
	USL Production secondaire et usage récréatif	USL.6 Recreations	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.7 Services de transport	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.8 Activités de loisir	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.9 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.10 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
USL Autre usage	USL.11 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	
	USL.12 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	
	USL.13 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	
	USL.14 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	
	USL.15 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	

Artif	Espace artificialisé	Non Artif	Espace Non Artificialisé NAF
-------	----------------------	-----------	------------------------------

Croisement couverture/usage

		Couverture du sol															
		CS1 Sans végétation				CS2 Avec végétation											
		CS1.1 Surfaces anthropiques		CS1.2 Surfaces naturelles		CS2.1 Végétation agricole					CS2.2 Végétation non agricole						
		CS1.1.1 Zones imperméables		CS1.1.2 Zones perméables		CS2.1.1 Formations arborescentes		CS2.1.2 Formations arborescentes et sous-arborescentes			CS2.1.3 Autres formations ligneuses		CS2.2.1 Formations herbacées		CS2.2.2 Autres formations non ligneuses		
		CS1.1.1.1 Zones bâties	CS1.1.1.2 Zones non bâties (Routes, parkings, ...)	CS1.1.2.1 Zones à maillage minéral	CS1.1.2.2 Zones à maillage composite	CS2.1.1.1 Peuplement de haies	CS2.1.1.2 Peuplement de corridors	CS2.1.1.3 Peuplement divers	CS2.1.2.1 Forêts de feuillus	CS2.1.2.2 Forêts de résineux	CS2.1.2.3 Forêts mixtes	CS2.1.3.1 Forêts de feuillus	CS2.1.3.2 Forêts de résineux	CS2.1.3.3 Forêts mixtes	CS2.2.1.1 Prairies	CS2.2.1.2 Forêts de feuillus	CS2.2.1.3 Forêts de résineux
Usage du sol	USL Production primaire	USL.1 Agriculture	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.2 Sylviculture	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.3 Activités d'extraction	Artif	Artif	Non Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.4 Pêche et aquaculture	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.5 Autre	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
	USL Production secondaire et usage récréatif	USL.6 Recreations	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.7 Services de transport	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.8 Activités de loisir	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.9 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
		USL.10 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif
USL Autre usage	USL.11 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	
	USL.12 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	
	USL.13 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	
	USL.14 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	
	USL.15 Activités de services	Artif	Artif	Artif	Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	Non Artif	

Surfaces artificialisées :				
1	2	3	4	5
Surfaces dont les sols sont imperméabilisés en raison du bâti (constructions, empiègements, couvertures de voiries...)	Surfaces dont les sols sont imperméabilisés en raison d'un revêtement (pavés, asphalté, bitumé, couvert de pavés ou de dalles)	Surfaces partiellement ou totalement perméables dont les sols sont stabilisés et compactés ou recouverts de matériaux minéraux	Surfaces partiellement ou totalement perméables dont les sols sont constitués de matériaux poreux (craie, calcaire, tuffeau, etc.) et artificielles avec un mélange de matériaux non minéraux	Surfaces à usage récréatif, de production secondaire ou tertiaire, ou d'infrastructures notamment de transport ou de logistique, dont les sols sont couverts par une végétation herbacée, et compris si ces surfaces sont en chantier ou sortent de leur fabrication

Surfaces non artificialisées :		
6	7	8
Surfaces naturelles qui sont soit nus (sable, galets, pierres ou tout autre matériau minéral), y compris les surfaces d'activités extractives de matériaux en exploitation (sel couvertes en permanence d'eau, de neige ou de glace)	Surfaces à usage de cultures, qui sont végétalisées (agriculture, sylviculture) ou en cas (pêche, aquaculture, silviculture)	Surfaces naturelles de végétation constituant un habitat naturel, qui n'ont pas été soumises aux catégories 5, 6 et 7

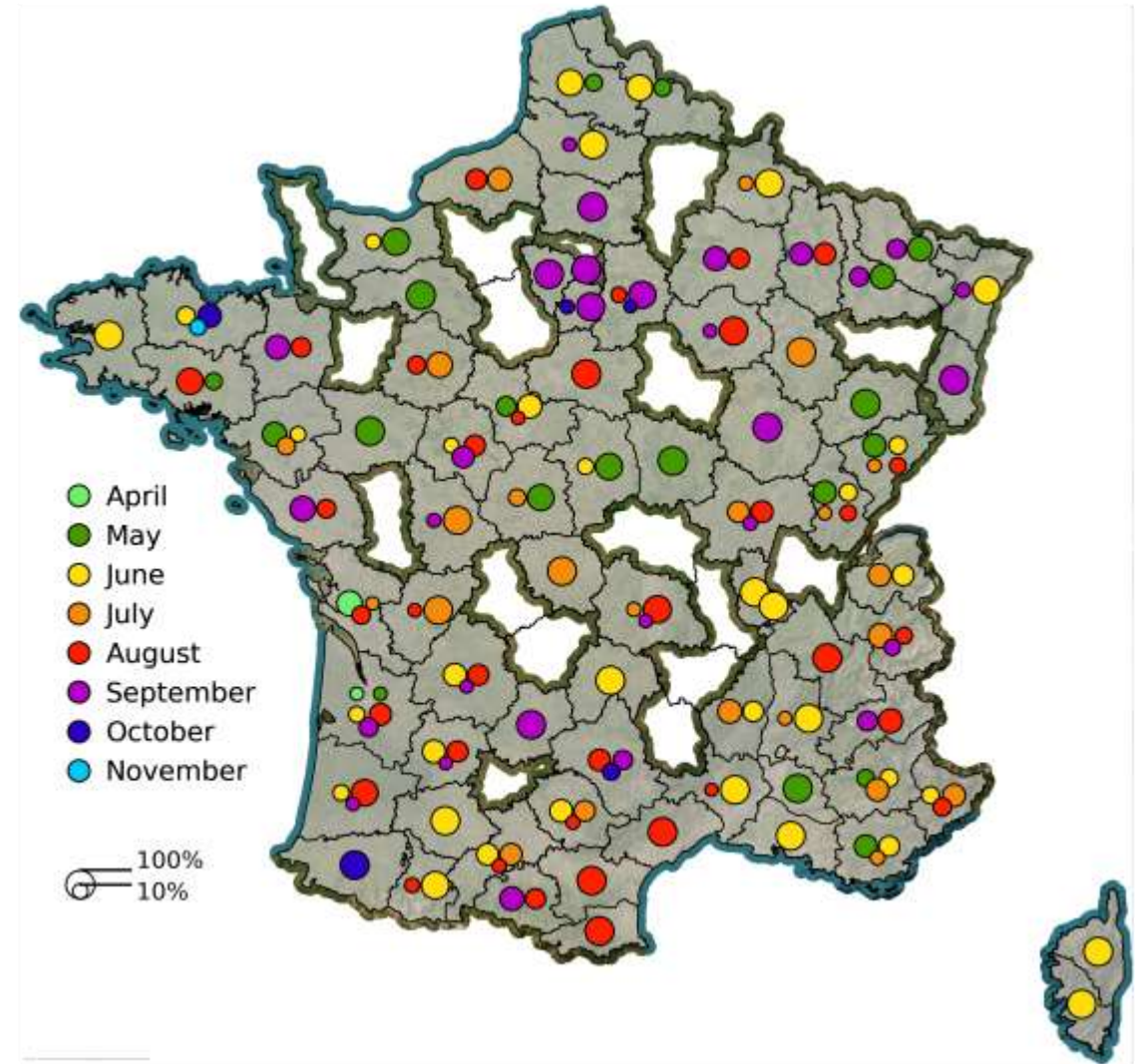
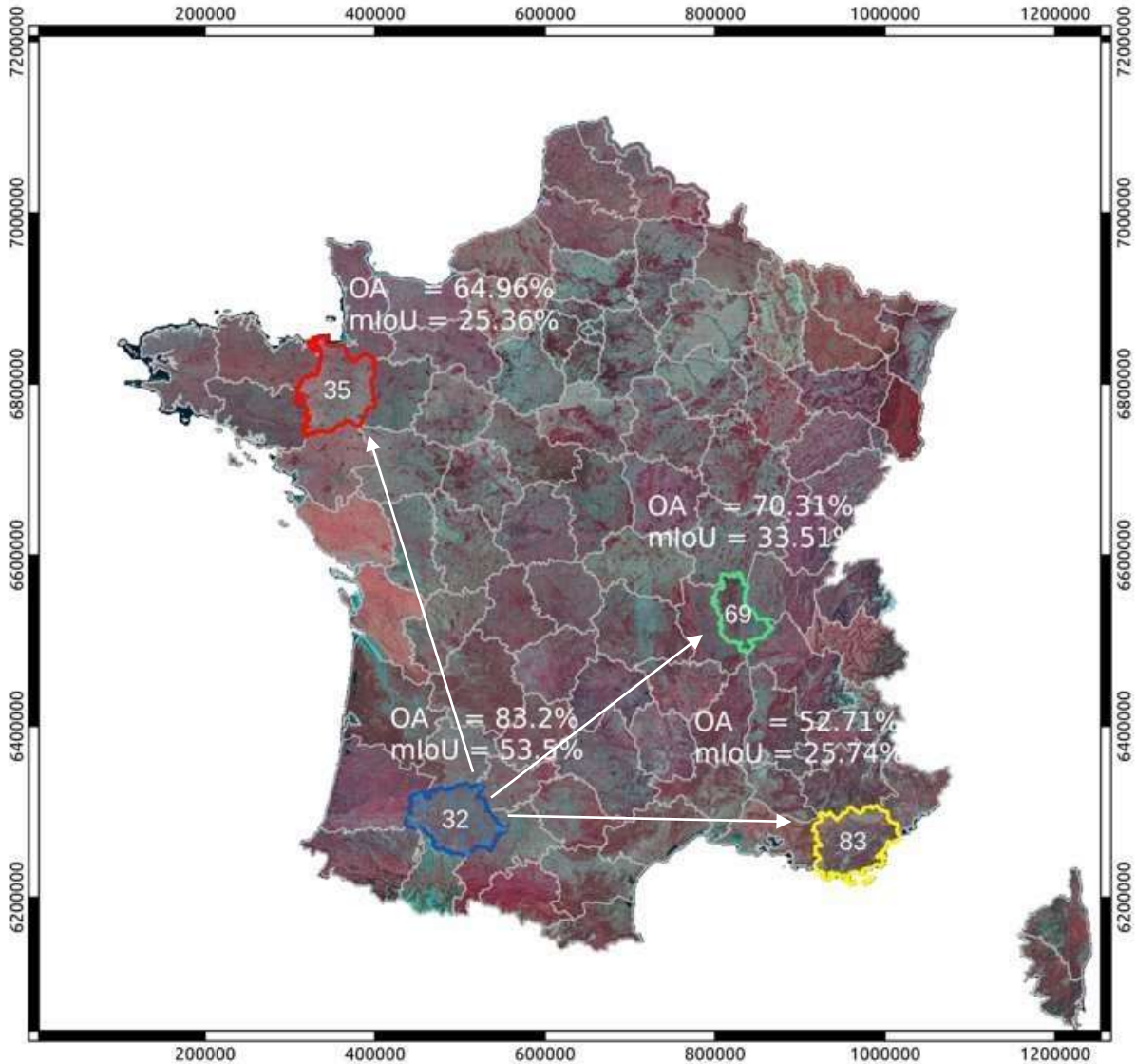
Correspondances avec les 8 catégories du décret

# Choix de la tâche IA : segmentation sémantique

**But** : Prédire l'appartenance de chaque pixel (résolution spatiale 20 cm) à une nomenclature de 16 classes décrivant la couverture des sols.



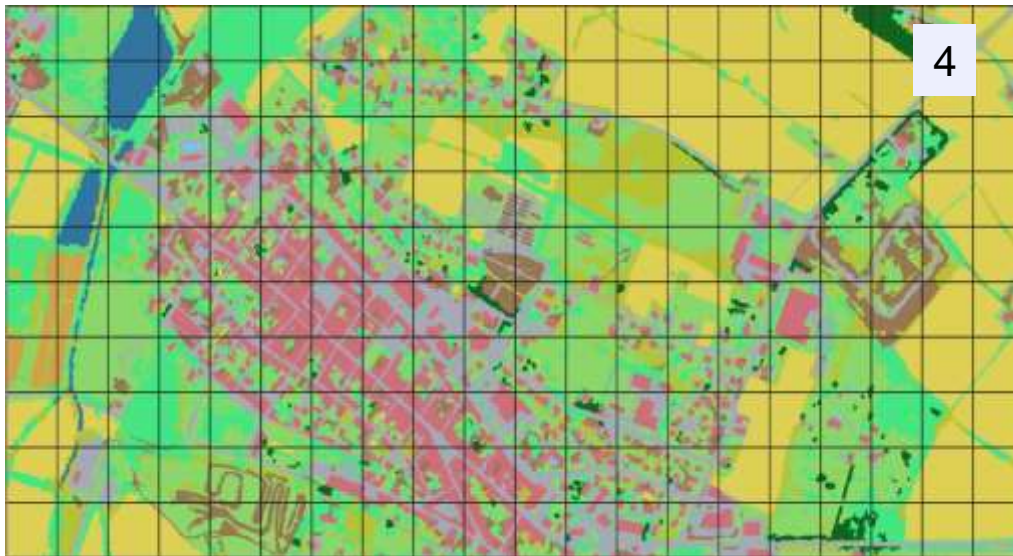
Enjeu: Disposant d'un modèle unique pour la France Métropolitaine





**ANNOTATIONS**

# Méthode : constitution du jeu d'annotations



(2) segmentation géométrique hiérarchique (Pyram) ... (3) annotations avec outil multi-échelle ...  
... (4) formatage du jeu de données IA

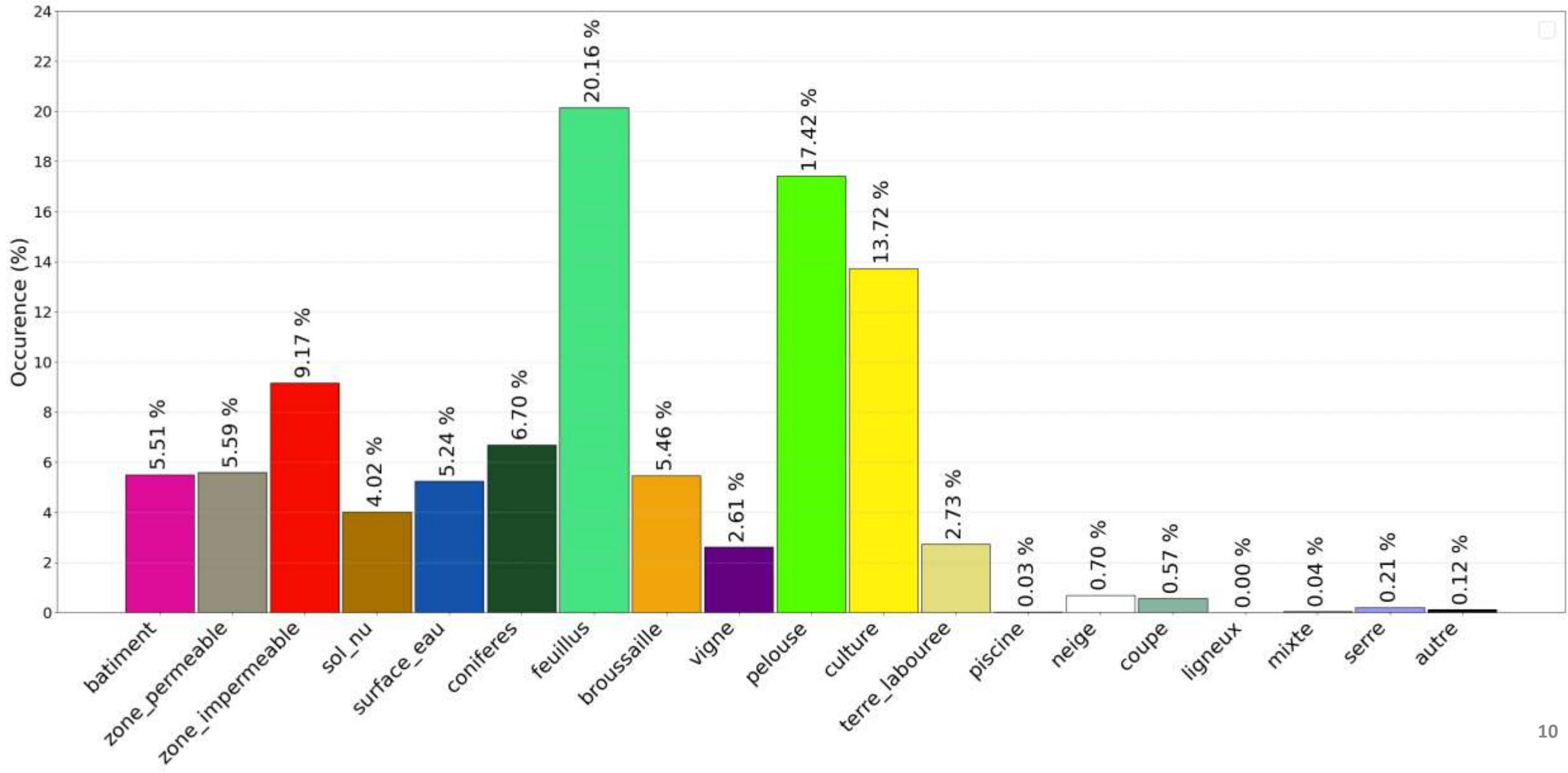


Localisation des zones d'annotations  
(FR\_V1.2)

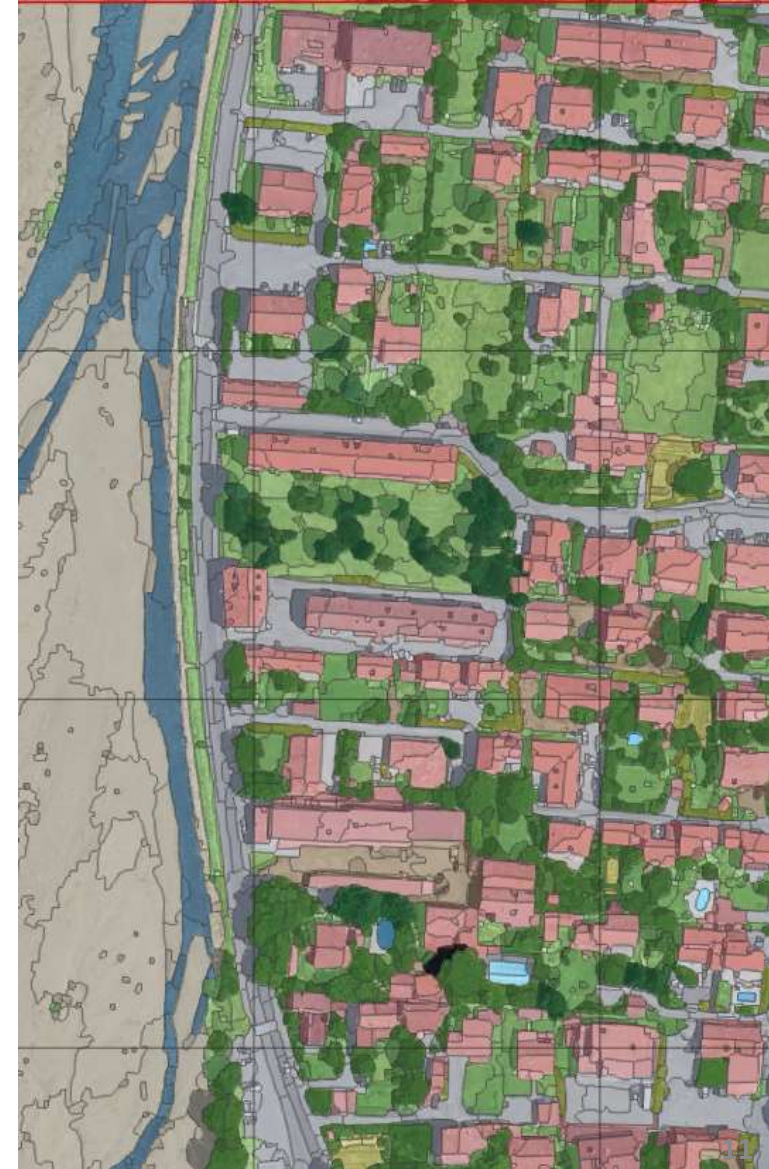
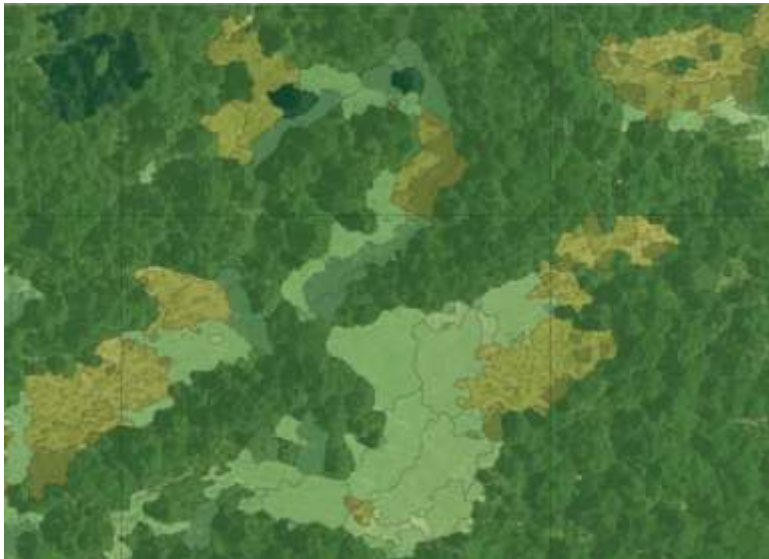
	Superficie (km <sup>2</sup> )	Patches 512 x 512	Pixels (10 <sup>9</sup> )	Domaines	Disponibilité
Gers	150	14 300	4	1	01/2022
FR_V0.1	530	50 614	13	31	06/2022
FR_V0.2	1 090	103 814	27	54	07/2022
FR_V1.0	2 050	195 531	51	63	08/2022
FR_V1.1	2 442	232 900	61	63	12/2022
FR_V1.2	2 623	250 150	65	75	10/2023



# Composition du jeu d'annotations



- **Points forts :**
  - Entièrement fait par photo-interprétation
  - Alignement avec la modalité ortho (spatial, temporel)
  - Volume et variété (spatiale, temporelle)
- **Points à améliorer :**
  - Biais : saisie contrainte par une segmentation
  - Spécifications des classes (*Culture* vs. *Pelouse*)
  - Précision de l'annotation (*Feuillus* vs. *Conifères*)





# MODÈLES IA

COUVERTURE DU SOL PAR IA

# Modèles évalués à l'échelle nationale



Modèles	Dataset	Encodeur	Receptive Field	Pré-entraînement	Origine	Modalités	Params	PROD
v10-vgg16-unet	V1.0	VGG16	140 x 140	-	ODEON	RVB, RVBI, RVBIE	29.0 M	Oui
V11-vgg16-unet	V1.1	VGG16	140 x 140	-	ODEON	RVB, RVBI, RVBIE	29.0M	Oui
V11-resnet34-unet	V1.1	RESNET34	370 x 370	ImageNet	SMP	RVB, RVBI, RVBIE	24.4 M	Oui
V11-resnet34-fpn	V1.1	RESNET34	370 x 370	ImageNet	SMP	RVB, RVBI, RVBIE	24.4 M	-
V12-resnet34-unet	V1.2	RESNET34	370 x 370	ImageNet	SMP	RVB, RVBI, RVBIE	24.4 M	Oui
V12-swin-upernet-small	V1.2	SWIN	512 x 512	ImageNet	MMSEG	RVB, IRV	81.2 M	-
V12-swin-upernet-large	V1.2	SWIN	512 x 512	ImageNet	MMSEG	RVB, IRV	233.0 M	Oui

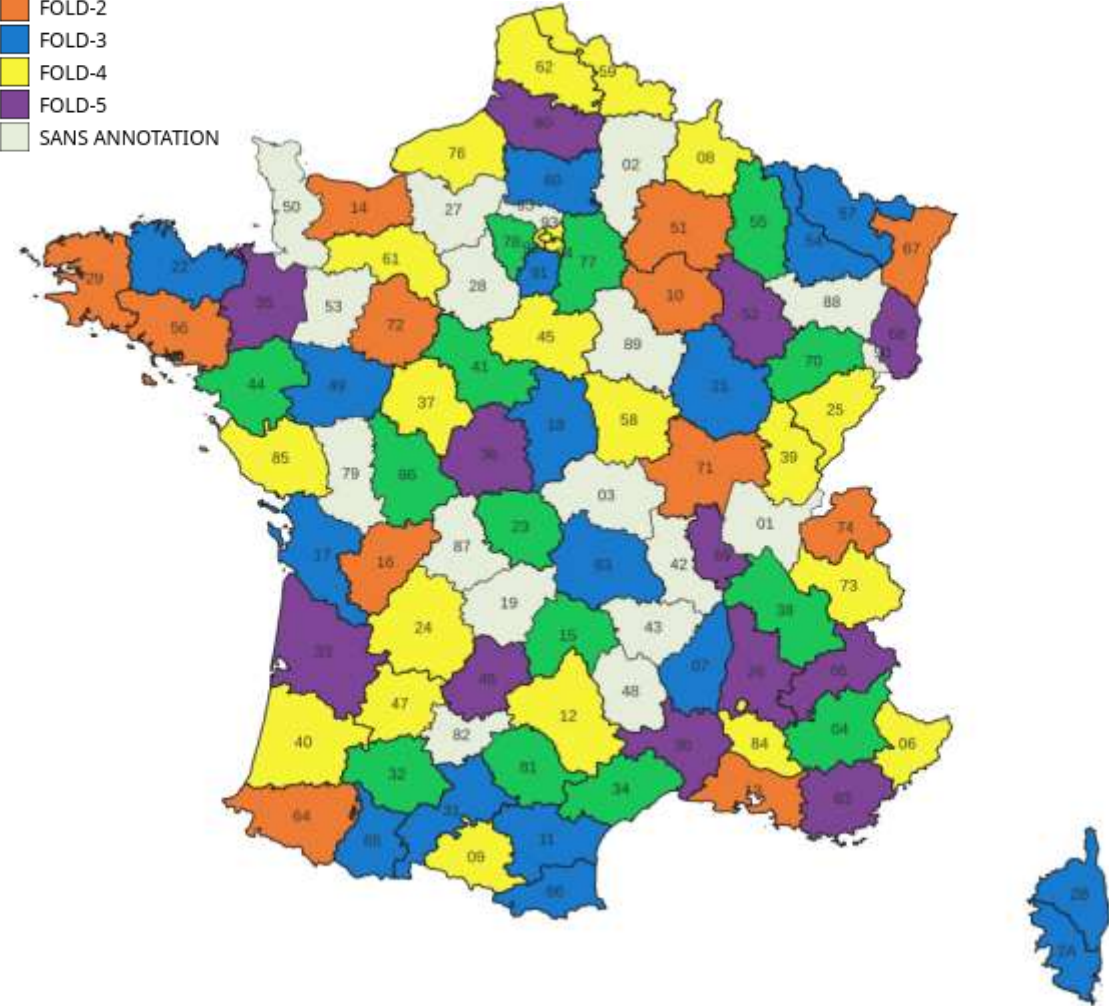
# Evaluation : validation croisée

Modèle	FOLD-1	FOLD-2	FOLD-3	FOLD-4	FOLD-5
SET1	TEST	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID
SET2	TRAIN-VALID	TEST	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID
SET3	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID	TEST	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID
SET4	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID	TEST	TRAIN-VALID
SET5	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID	TEST
PROD	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID	TRAIN-VALID

TRAIN-VALID = Split aléatoire à la zone d'annotation  
( 80% Train / 20% Validation )

TRAIN	Ajuster les paramètres du modèle IA
VALID	Choisir la meilleure époque de l'apprentissage
TEST	Evaluer le comportement moyen du modèle IA France Entière sur tous les domaines

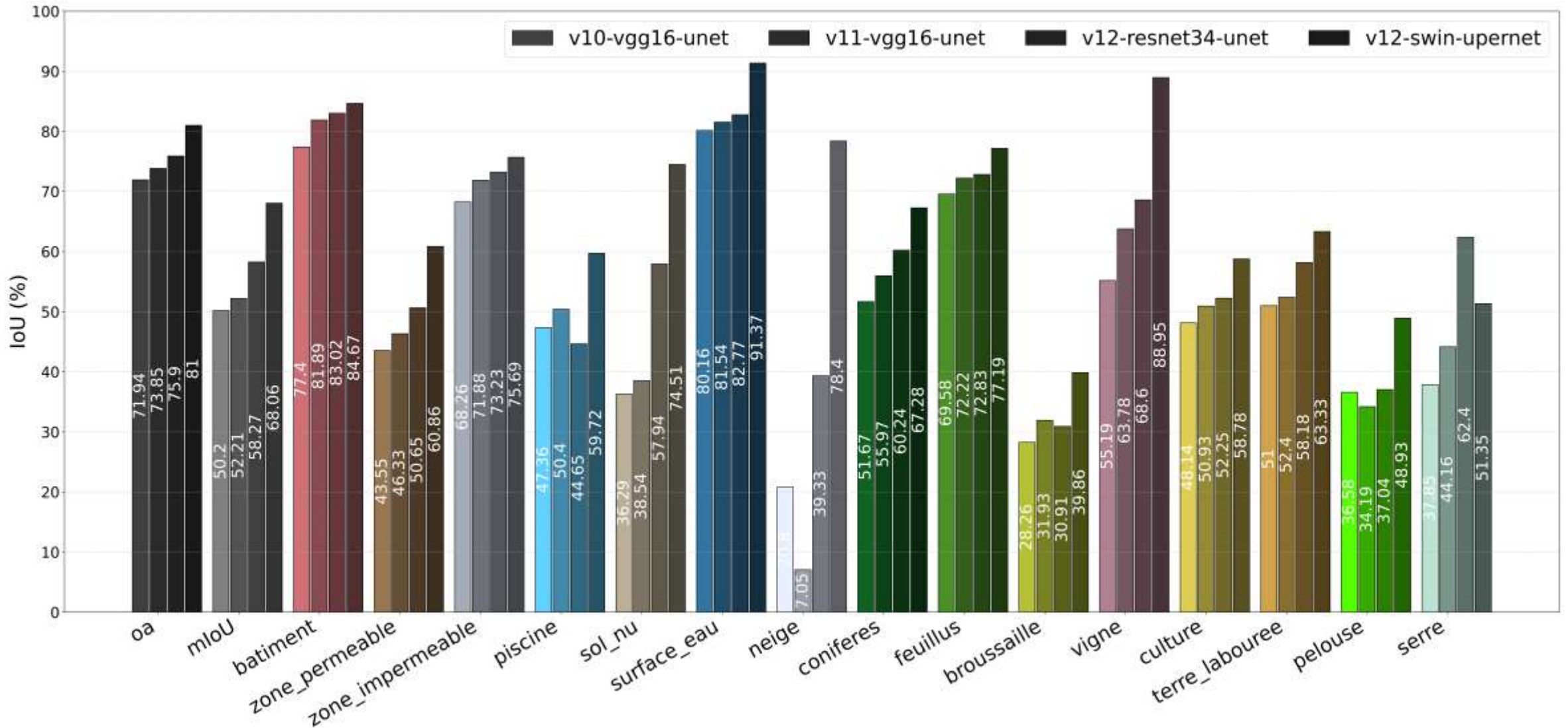
- FOLD-1
- FOLD-2
- FOLD-3
- FOLD-4
- FOLD-5
- SANS ANNOTATION



Répartition des domaines dans les FOLDS

# Evolution des métriques des modèles IA

**Améliorations:** enrichissement du jeu d'annotations, pré-entraînement, évolution des architectures des réseaux de neurones (contexte, attention)



# Exemple d'inférence : importance du contexte spatial

Orthoimage RVB



v1.1-resnet34-unet



v1.2-swin-upernet-large



# Exemples : swin-upernet-large

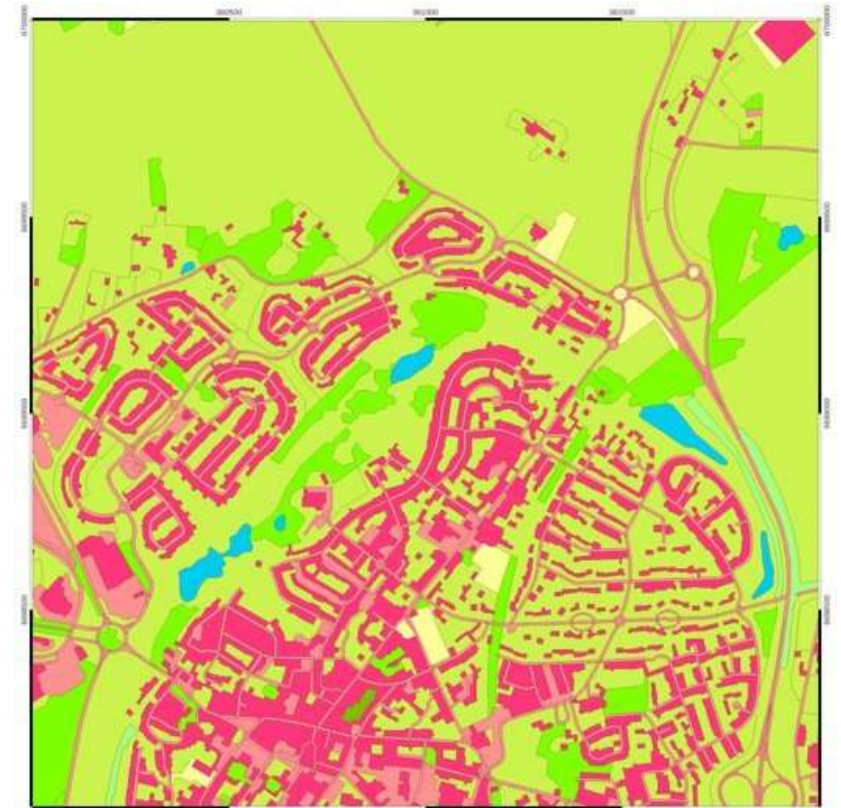
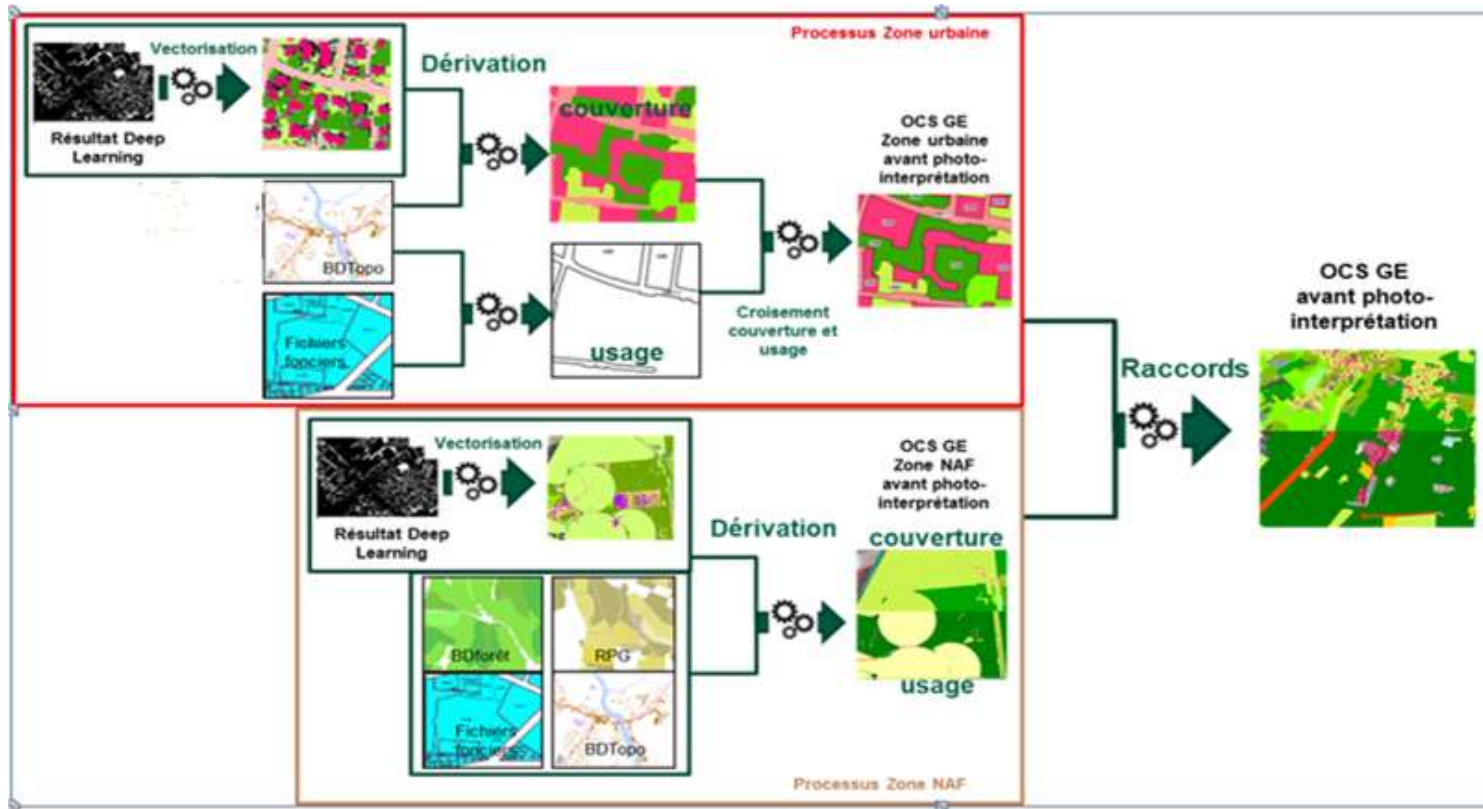




# OCS GE ET COSIA

CHAINE DE PRODUCTION ET DISPONIBILITÉ

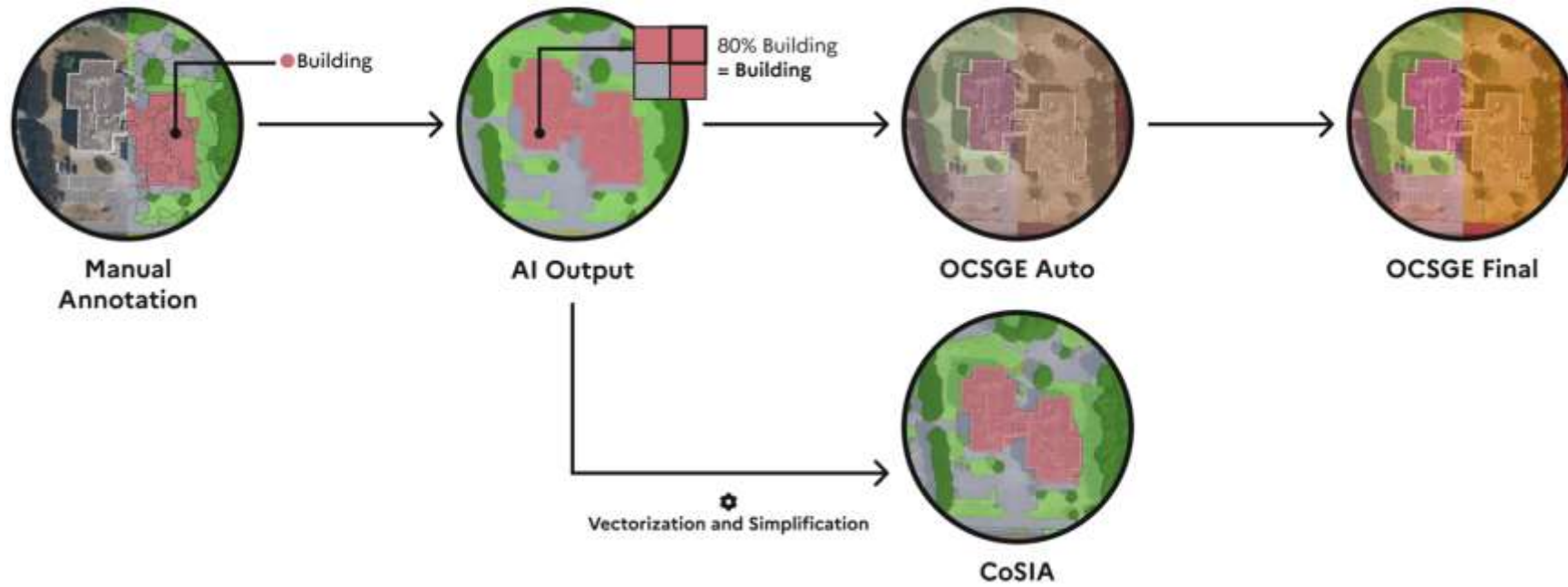
- Traitements automatiques :



- Traitements interactifs :

- Correction par photo-interprétation
- Correction par les utilisateurs via l'espace collaboratif IGN

# CoSIA : une donnée issue de la production OCS GE



# CoSIA : Couverture du Sol par IA

« Une donnée d'entrée, complémentaire d'autres sources de données, à croiser pour cartographier finement le territoire, à une échelle locale, sur des DIVERS thématiques . »

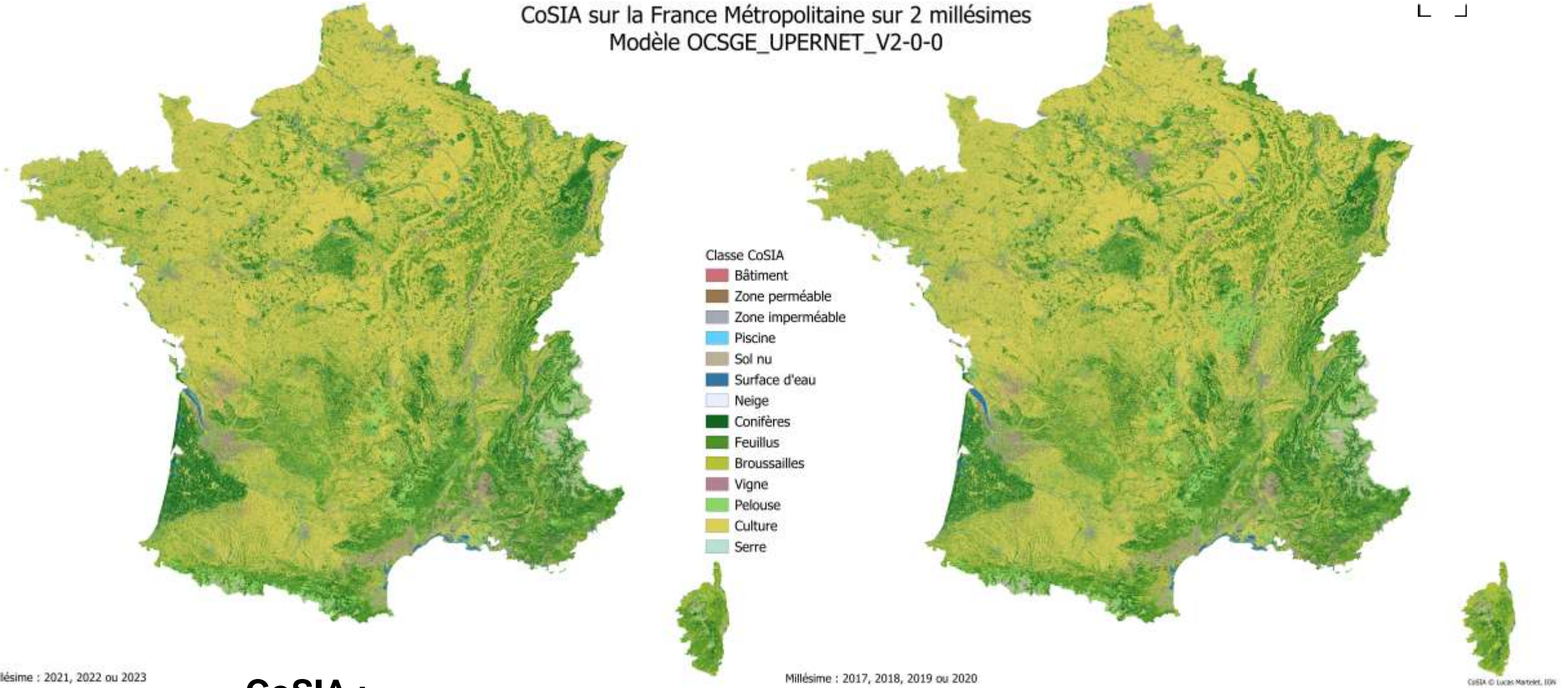
## 16 classes de Couverture du Sol

- Bâtiment
- Zone imperméable
- Zone perméable
- Piscine
- Serre
- Sol nu
- Surface eau
- Neige
- Conifère
- Feuille
- Coupe
- Broussaille
- Pelouse
- Culture
- Terre labourée
- Vigne
- Autre



# CoSIA: disponibilité du produit

CoSIA sur la France Métropolitaine sur 2 millésimes  
Modèle OCSGE\_UPERNET\_V2-0-0



- **CoSIA :**
  - Couverture de toute la France hexagonale
  - Raster/vecteur

569000



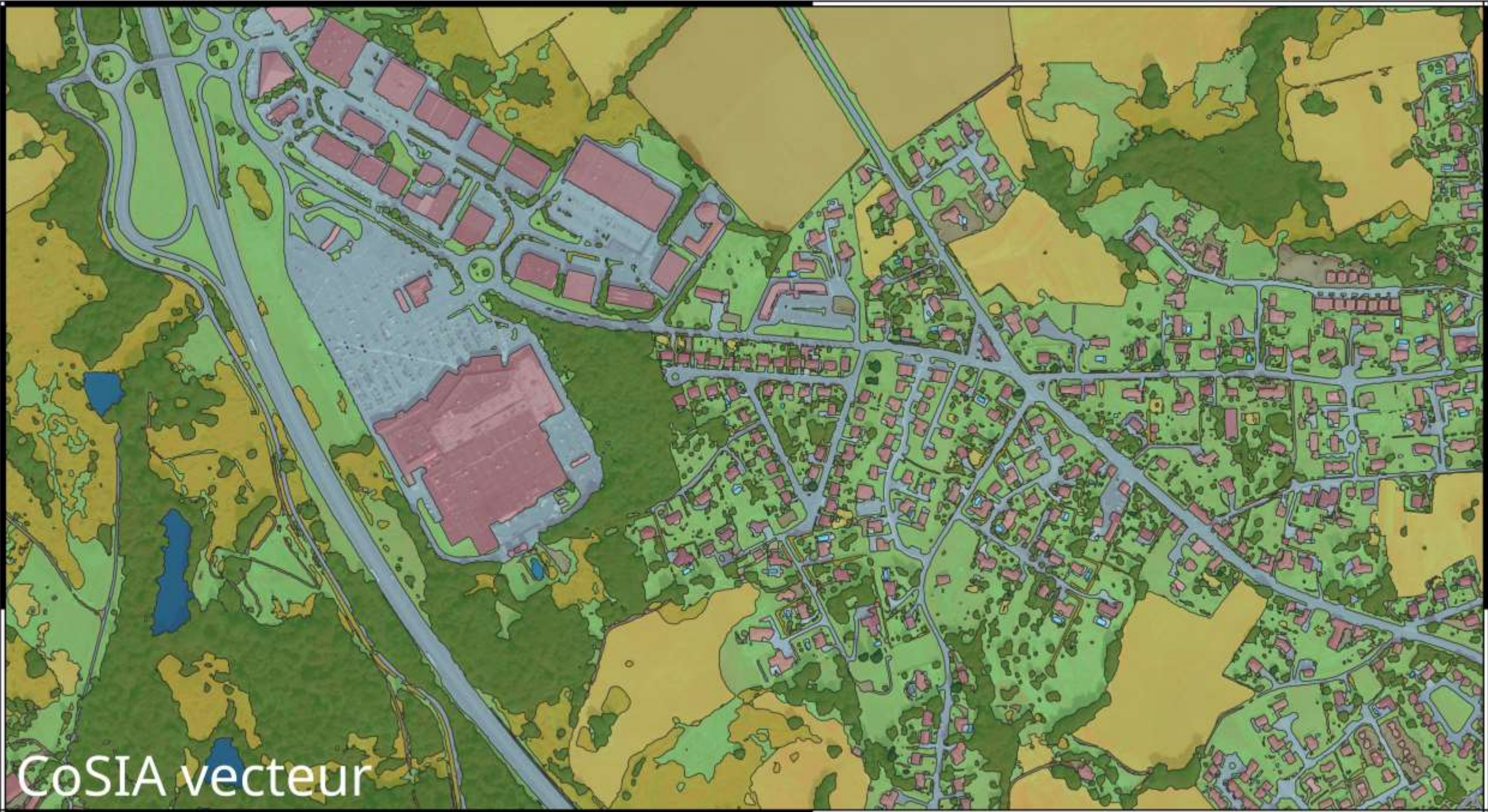
6521000

6521000

CoSIA raster

569000

569000



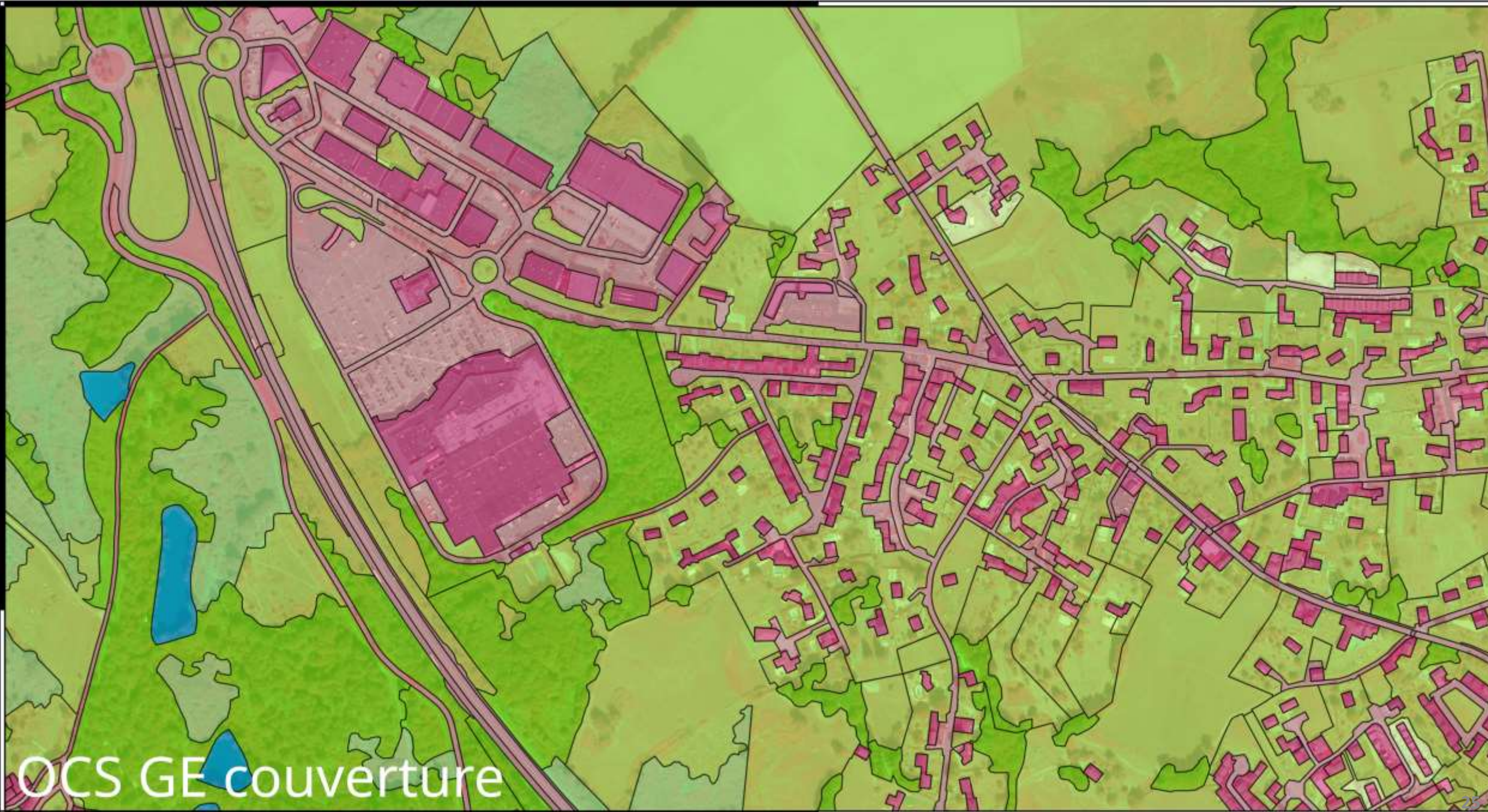
6521000

6521000

CoSIA vecteur

569000

569000



6521000

6521000

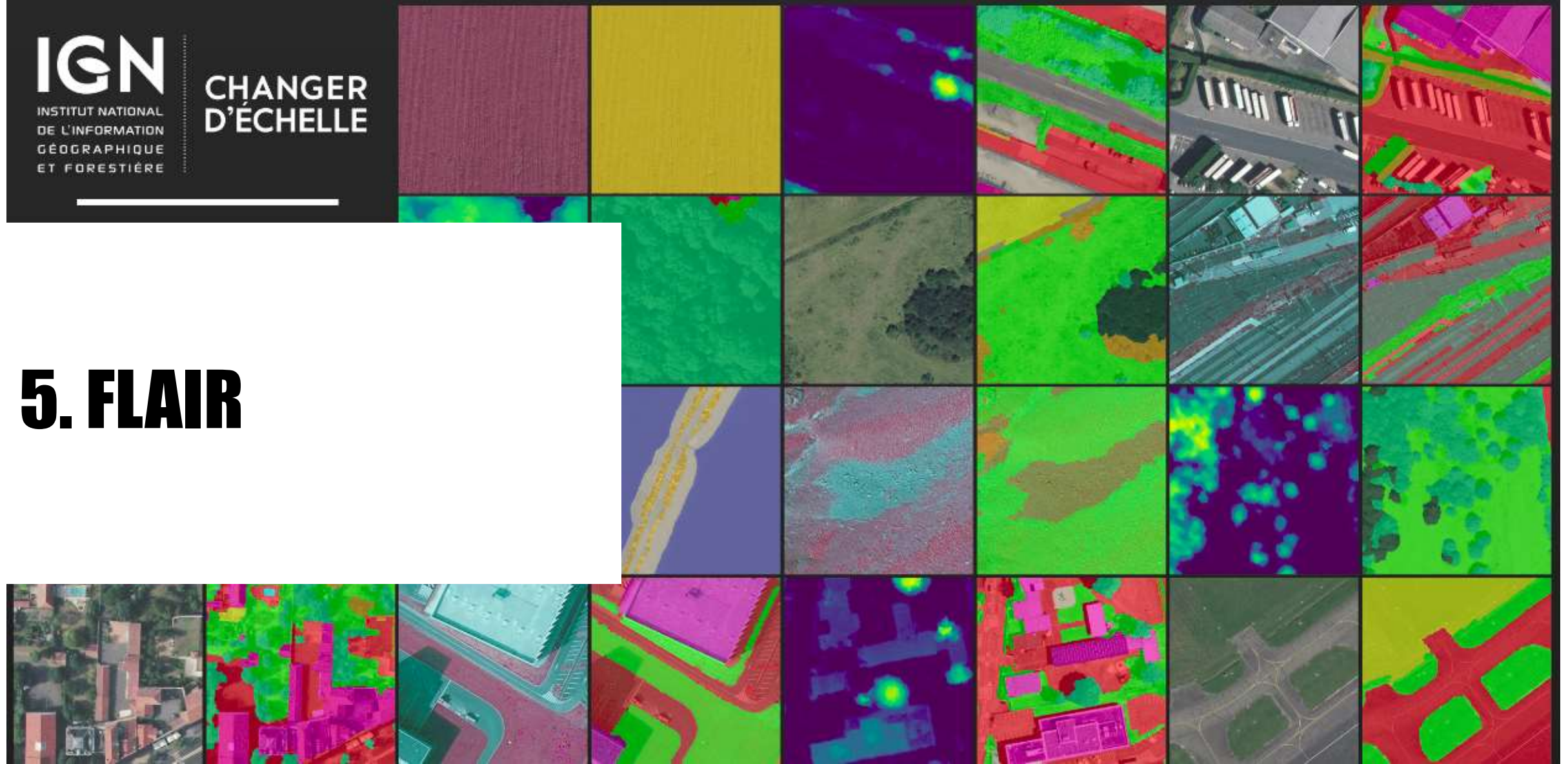
OCS GE couverture

569000

**IGN**  
INSTITUT NATIONAL  
DE L'INFORMATION  
GÉOGRAPHIQUE  
ET FORESTIÈRE

**CHANGER  
D'ÉCHELLE**

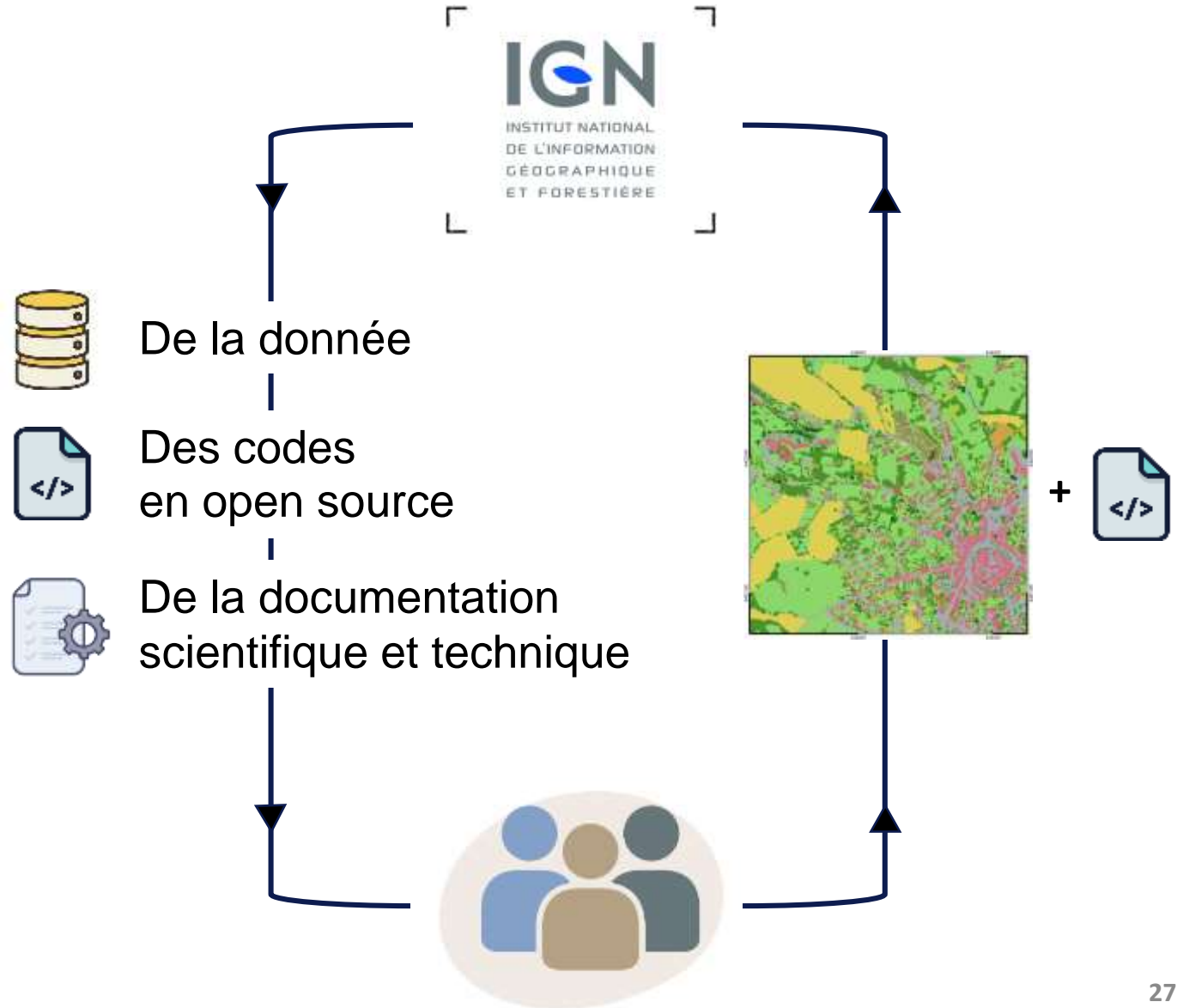
# 5. FLAIR



# FLAIR

French Land cover from Aerospace ImageRy

**Série de défis scientifiques** en lien avec l'amélioration des modèles d'OCS



## « Segmentation sémantique et adaptation de domaines »

### Données du défi :

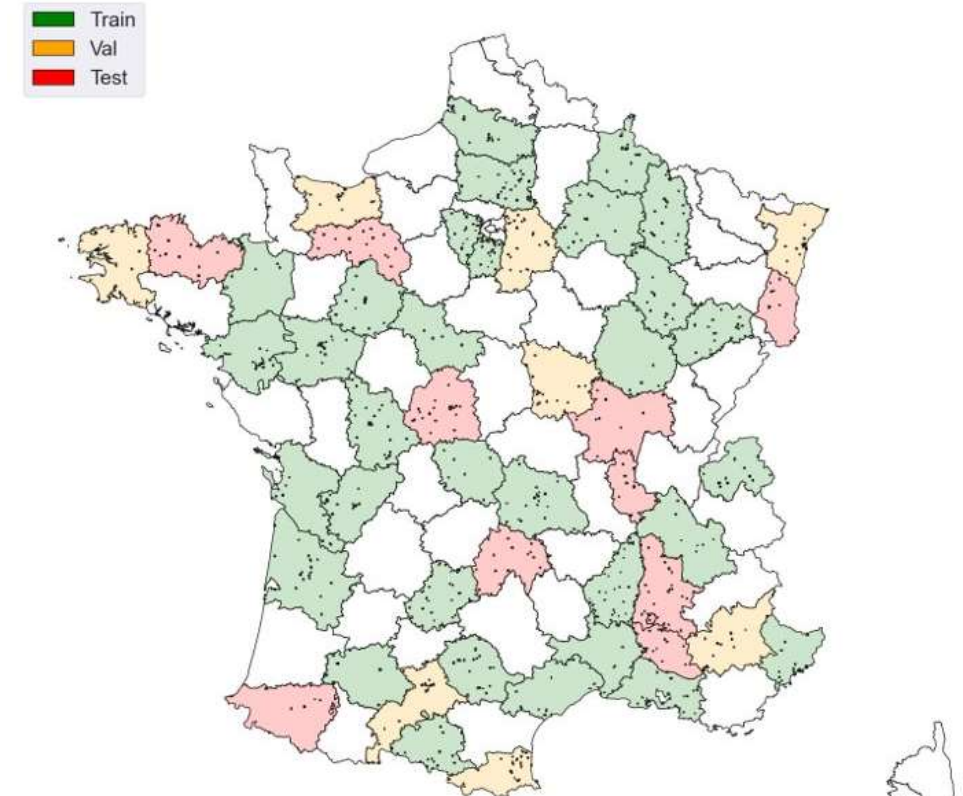
- > 20 milliards de pixels (~ 1/3 du jeu OCS GE)
- 50 départements couverts (40 entraînement / 10 test)
- baseline = U-Net RestNet34-imagenet

### Organisation :

- Nov. 2022 – Mars 2023
- 10k € partagé pour les 3 premiers

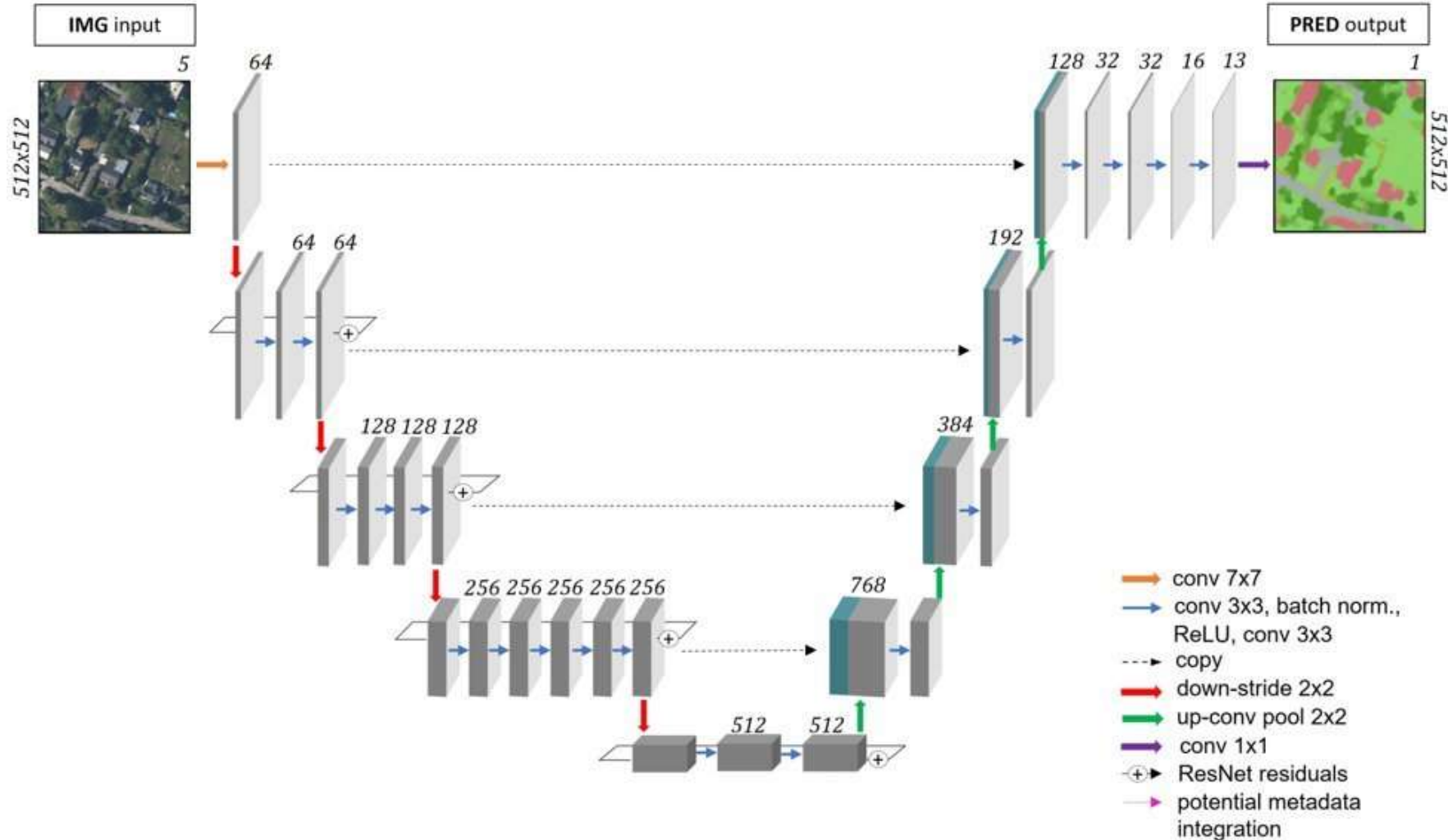
### Participation :

<b>Nombre d'inscrits</b>	<b>311</b>
Nombre de participants ayant soumis	46
Nombre de soumissions	1668



Annotations ouvertes pour le défi  
FLAIR#1

## Architecture de convolution classique (UNet)



Fonction de coût :  
Cross Entropy loss (CE)

$$\mathcal{L}_{CE} = - \sum_{i=1}^n t_i \log(p_i)$$

Paramètres : 24.4M

## Leaderboard :

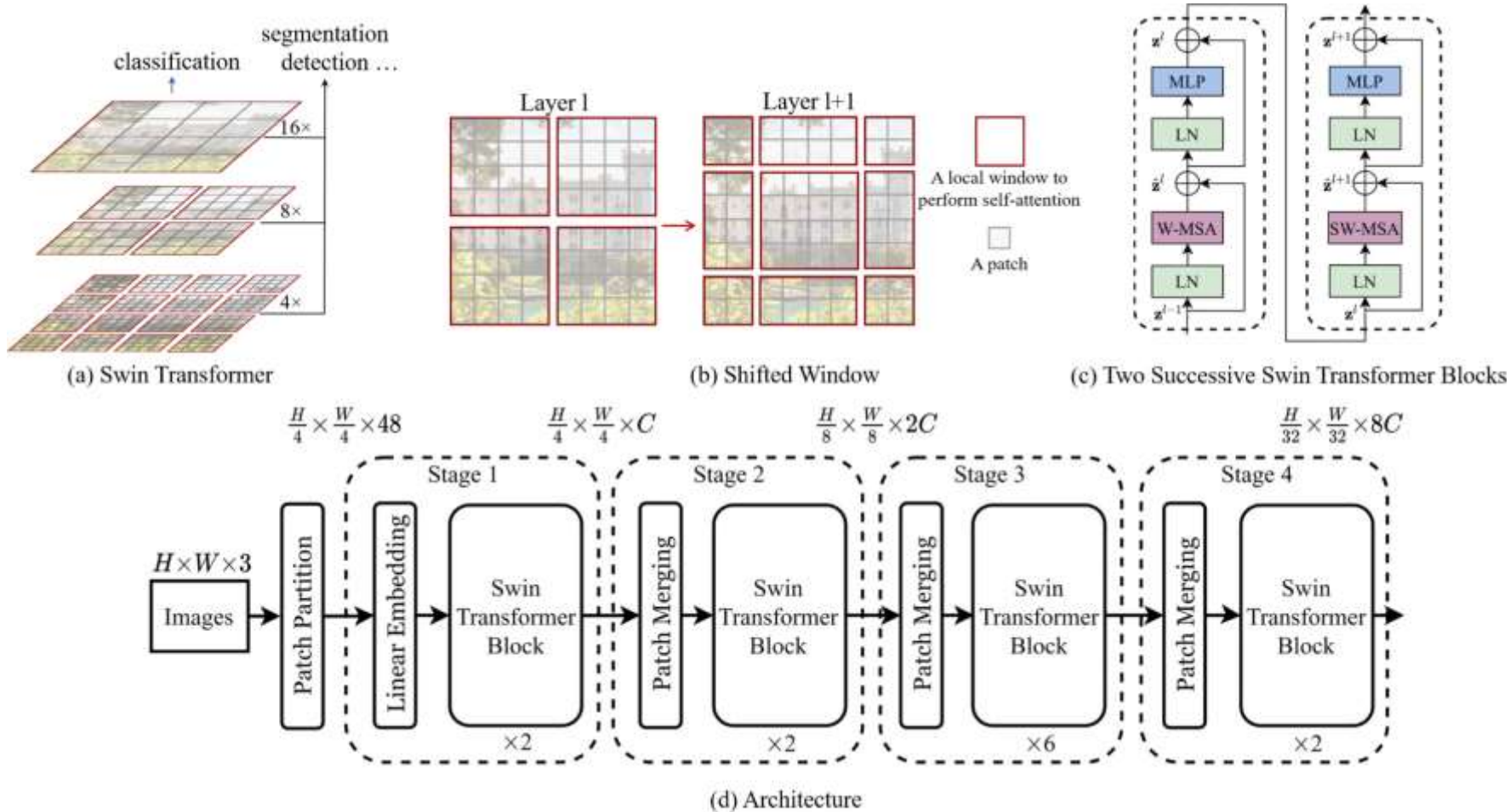
	mIoU (%) (12+1 classes)
Baseline	54.56
1ère place	<b>65.92 (+11.36)</b>
2nd place	65.60 (+11.04)
3eme place	64.93 (+10.37)

## Gagnant: attention + pseudo-labelling + ensembling

- Encodeur : Cswin-large or Swin-large
- Decodeur : UperNet
  - ❖ Plusieurs modèles en faisant varier les données d'entrée (R-V-B, V-B-I, ...)
  - ❖ Ensembling de ces modèles -> pseudo-labels
  - ❖ Fine-tuning d'un modèle sur le jeu test avec les pseudo-labels
  - ❖ Ensembling des modèles de l'étape 2 et 3 -> prédiction finale

	Aerial only	1st Place
Building	80.04	+ 4.8
Pervious surface	47.39	+ 14
Impervious surface	70.78	+ 6.7
Bare soil	39.95	+ 32.8
Water	78.18	+ 14.6
Coniferous	32.13	+ 10
Deciduous	65.37	+ 3.4
Brushwood	31.27	+ 8.6
Vineyard	80.16	+ 5.7
Herbaceous Vegetation	51.09	+ 8.1
Agricultural land	45.20	+ 12.3
Plowed land	33.15	+ 15
<b>mIoU</b>	54.56	<b>65.92</b>

## Architecture avec encoder basé sur l'attention (Swin)



**Fonction de coût :**  
 Cross Entropy loss (CE)

$$\mathcal{L}_{CE} = - \sum_{i=1}^n t_i \log(p_i)$$

**Paramètres :** 81.2 M (small)  
 233 M (large)

## « Apprentissage multi-source aérien / satellite »

### Données du défi :

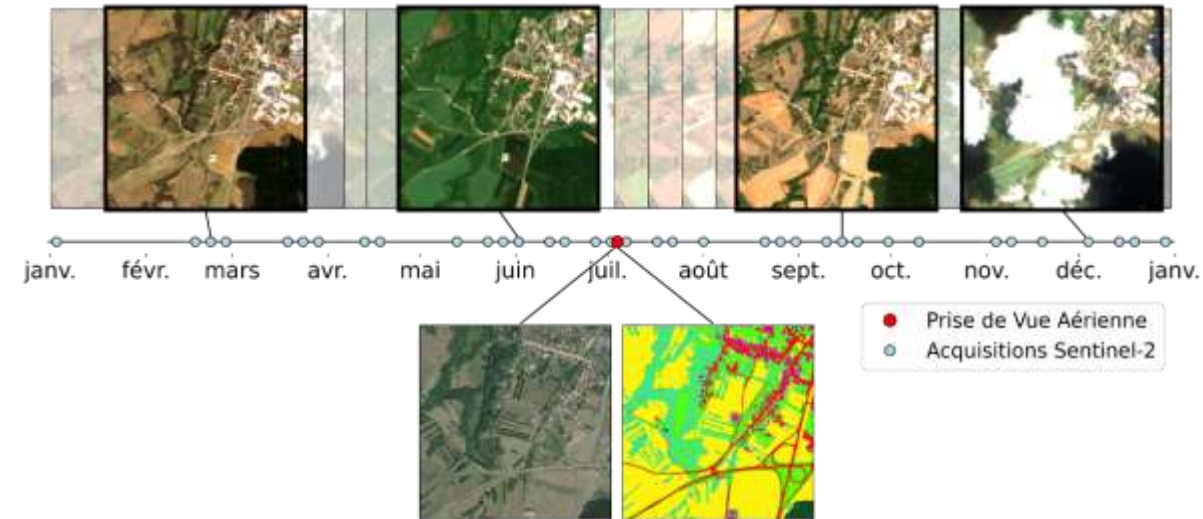
- > 20 milliards de pixels (~ 1/3 du jeu OCS GE)
- + > 50,000 acquisitions Sentinel-2
- 50 départements couverts (40 entraînement / 10 test)
- baseline = UT&T (UNet + UTAE)

### Organisation :

- Mai 2023 – Septembre 2023
- 10k € partagé pour les 3 premiers

### Participation :

<b>Nombre d'inscrits</b>	<b>155</b>
Nombre de participants ayant soumis	32
Nombre de soumissions	1045

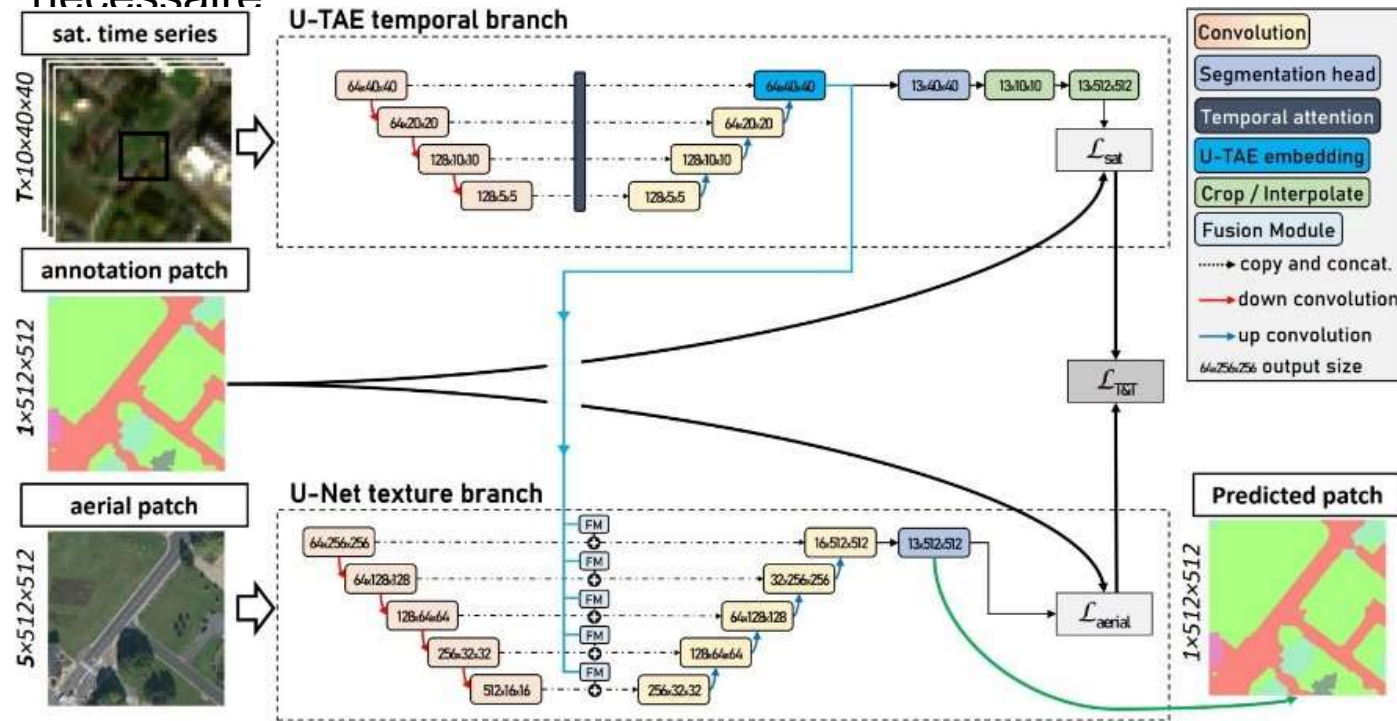


## « Apprentissage multi-source aérien / satellite »

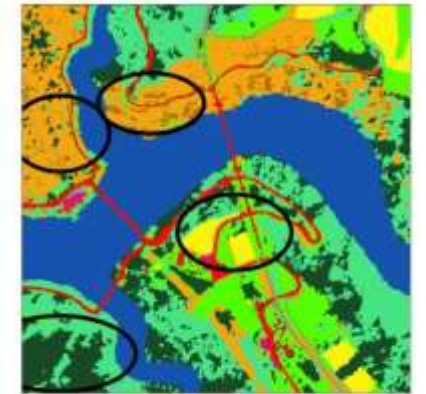
### Challenges:

- multi-résolutions: facteur 50 entre pixel BD Ortho (20cm) et Sentinel-2 (10m), 4 bandes versus 10 bandes
- labels uniquement disponibles à 1 date
- architecture traitant les dimensions spatiales et temporelles

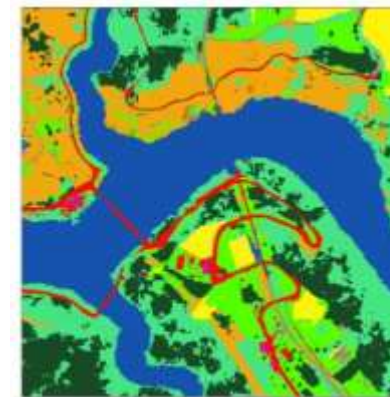
nécessaire



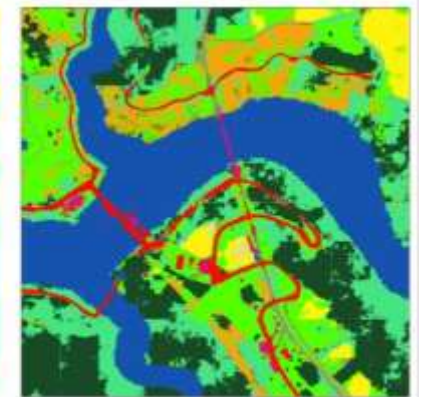
(a) Aerial image



(b) True labels



(c) U-T&T prediction



(d) U-Net prediction

Dataset	Annotation				Acquisition		
	Pixels $\times 10^6$	Resolution	Classes	Source	Resolution	Extent (km <sup>2</sup> )	Source
SAT-4/SAT-6 [12]	0.9	28 m	4/6	semi-automatic (NLCD [13])	1 m	13 860k	aerial
SEN12MS [11]	14	100 m	17	fully-automatic (MODIS [14])	10 m	3 551k	Sentinel-1&-2
Vaihingen [9]	82	8 cm	6	visual interpretation	8 cm	1	aerial
EuroSAT [15]	110	50 m	10	EU Urban Atlas [16]	10 m	11 059	Sentinel-2
MultiSenGE [17]	534	10 m	14	visual interpretation	10 m	57 433	Sentinel-1&-2
Landcovernet [18]	589	10 m	7	semi-automatic (MODIS [14])	10 m	58 982	Sentinel-2
MiniFrance [19]	1 510	50 m	14	EU Urban Atlas [16]	50 cm	53 000	aerial
DynamicEarthNet [20]	1 889	3 m	7	visual interpretation	3 m	16 986	Sentinel-1&-2, PlanetFusion
OpenEarthMap [21]	4 931	25–50 cm	8	visual interpretation	25–50 cm	799	aerial, UAV, satellite
Five-Billion-Pixels [22]	5 000	4 m	24	visual interpretation	4 m	50 000	Gaofen-2
LoveDA [23]	6 000	30 cm	7	visual interpretation	30 cm	536	aerial
DeepGlobe [24]	6 867	50 cm	7	visual interpretation	50 cm	1 717	Worldview-2/3, GeoEye-1
BigEarthNet [10]	8 500	100 m	19	semi-automatic (CLC [25])	10 m	850 k	Sentinel-1&-2
<b>FLAIR</b>	<b>20 385</b>	<b>20cm</b>	<b>19</b>	<b>visual interpretation</b>	<b>20 cm/10 m</b>	<b>817</b>	<b>aerial, Sentinel-2</b>

« FLAIR: a Country-Scale Land Cover Semantic Segmentation Dataset From Multi-Source Optical Imagery » *Garioud et al.* Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS) 2023

## Leaderboard :

	mIoU (%) (12+1 classes)
Baseline	57.58
1ère place	64.13 (+6.55)
2nd place	63.55 (+5.97)
3eme place	63.51 (+5.93)

### Gagnant: attention + ensembling

- Encodeur : ResNeXt50 and Mit-B2
- Decodeur : U-T&T
  - ❖ Shallow pre-training of both model branches separately
  - ❖ 4 pre-trained (step i.) models (2 of each) trained with focal-loss on different data splits
  - ❖ Ensembling

	Aerial only	Aerial + Sentinel-2	1st Place
Building	80.09	+ 3.6	+ 2.3
Pervious surface	47.27	+ 2.7	+ 10
Impervious surface	69.88	+ 4.6	+ 1.8
Bare soil	30.76	+ 8.8	+ 23.1
Water	79.85	- 0.3	+ 11.5
Coniferous	57.58	+ 5.8	+ 5.12
Deciduous	70.14	+ 2.5	+ 3
Brushwood	23.92	+ 0.9	+ 4.9
Vineyard	60.12	+ 6.7	+ 2.8
Herbaceous Vegetation	46.53	+ 1	+ 1.6
Agricultural land	54.49	+ 0.7	+ 2.7
Plowed land	35.83	- 1.9	+ 5.4
<b>mIoU</b>	54.70	57.58	<b>64.13</b>



# 6. OUVERTURE

CODES, DONNÉES, MODÈLES

## CoSIA

↓ Télécharger et tester la donnée : <http://cosia.ign.fr>

🗨️ Echanger et partager sur la donnée : [cosia@ign.fr](mailto:cosia@ign.fr)

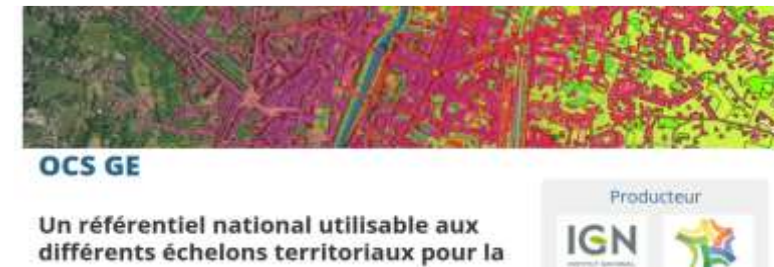
## OCSGE

↓ Télécharger la donnée : <https://geoservices.ign.fr/ocsg>

## Annotations FLAIR

↓ Télécharger la donnée : <https://huggingface.co/datasets/IGNF/FLAIR>

↓ Télécharger la donnée : <https://ignf.github.io/FLAIR/>



## Modèles pré-entraînés



Télécharger les modèles pré-entraînés :

<https://huggingface.co/collections/IGNF/flair-models-landcover-semantic-segmentation-65bb67415a5dbabc819a95de>

- **Collections de modèles FLAIR**

- Modalités : RGB, RGBI, RGBIE
- Architectures : resnet34-unet, resnet-34-deeplabv3, resnet34-fpn, mitb5-unet

- **Documentation de chaque modèle :**

- Usages
- Recommandations et limites
- Hyperparamètres
- Métriques

### FLAIR models : landcover semantic segmentation

The FLAIR models is a collection of semantic segmentation models initially developed to classify land cover on very high resolution aerial imagery.

IGNF/FLAIR-INC\_rgbie\_15c1\_resnet34-unet  
Image Segmentation - Updated Aug 9

IGNF/FLAIR-INC\_rgb1\_15c1\_resnet34-unet  
Image Segmentation - Updated Aug 9

IGNF/FLAIR-INC\_rgb\_15c1\_resnet34-unet  
Image Segmentation - Updated Aug 9

IGNF/FLAIR-INC\_rgb\_15c1\_mitb5-unet  
Image Segmentation - Updated Aug 9

IGNF/FLAIR-INC\_rgb\_15c1\_resnet34-deeplabv3  
Image Segmentation - Updated Aug 9

IGNF/FLAIR-INC\_rgb\_15c1\_resnet34-fpn  
Image Segmentation - Updated Aug 9

IGNF/FLAIR-INC\_rgb\_12c1\_resnet34-unet  
Image Segmentation - Updated Aug 9

IGNF/FLAIR-INC\_rgbie\_12c1\_resnet34-unet  
Image Segmentation - Updated Aug 9

FLAIR: a Country-Scale Land Cover Semantic Segmentation Dataset From Multi-Source Optical Imagery  
Paper - 1107.17336 - Published Oct 26, 2023

#### Training Procedure

##### Preprocessing

For training the model, input normalization was performed to center-reduce (a **mean=0** and a **standard deviation = 1**, channel wise) the dataset. We used the statistics of TRAIN+VALIDATION for input normalization. It is recommended that the user apply the same type of input normalization.

Statistics of the TRAIN+VALIDATION set:

Modalities	Mean (Train + Validation)	Std (Train + Validation)
Red Channel (R)	05.88	51.17
Green Channel (G)	118.57	40.38
Blue Channel (B)	03.82	44.08
Infrared Channel (I)	108.39	39.08
Elevation Channel (E)	52.28	79.38

##### Training Hyperparameters

```
Model Architecture: U-Net (1D Convolutional Layer for Segmentation on Point Cloud)
- Encoder = Resnet-34 pre-trained with ImageNet
- Augmentation:
  - VerticalFlip(p=0.5)
  - HorizontalFlip(p=0.5)
  - RandomRotate90(p=0.5)
- Input normalization (mean=0 | std=1)
- num_workers: [125, 88, 118, 87, 101, 82, 138, 38, 55, 20]
- num_nodes: [32, 37, 48, 18, 48, 39, 49, 71, 7]
- Seed: 2022
- Batch Size: 16
- Number of epochs: 100
- Early stopping: patience 10 and val_loss as monitor criterion
- Optimizer: SGD
- Scheduler: None * "cos", factor = 0.5, patience = 10, cooldown = 4, min_lr =
- Learning rate: 0.01
- Class Weights: [1-403310g: 5.0, 2-previous surface: 1.0, 0-previous water
```

## Codes entraînement / inférence

Mono / multi-modal :

- FLAIR#1

<https://github.com/IGNF/FLAIR-1>

- FLAIR#2

<https://github.com/IGNF/FLAIR-2>

Page d'information du projet  
(code, publications, documentation technique) :

<https://ignf.github.io/FLAIR/>

FLAIR #2 : textural and temporal information for semantic segmentation from multi-source optical imagery

Challenge organized by IGN with the support of the CNRS and funded by CNRS with the Copernicus / FPCCP project.

IGN CHANGER D'ECHELLE ENSO Géomatique connect by CNRS Copernicus

FLAIR #2 datapaper : <https://arxiv.org/pdf/2003.14487.pdf>  
FLAIR #2 NeurIPS datapaper : [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2023/file/353ca58752c056487b99426a7113a-Paper-Datasets\\_and\\_Benchmarks.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2023/file/353ca58752c056487b99426a7113a-Paper-Datasets_and_Benchmarks.pdf)  
FLAIR #2 NeurIPS poster : <https://neurips.cc/media/PosterPDFs/NeurIPS2023/73621.png?1689528363252184>  
FLAIR #2 repository : <https://github.com/IGNF/FLAIR-2-AI-Challenge>  
FLAIR #2 challenge page : <https://codalab.lis.lpsci.fr/competitions/1347> (now closed)

Pre-trained models : for now upon request

Context of the challenge (click to expand)  
Dataset description (click to expand)  
Baseline model: U-T&T (click to expand)  
Download the dataset (click to expand)

Reference

Please include a citation to the following paper if you use the FLAIR #2 dataset:

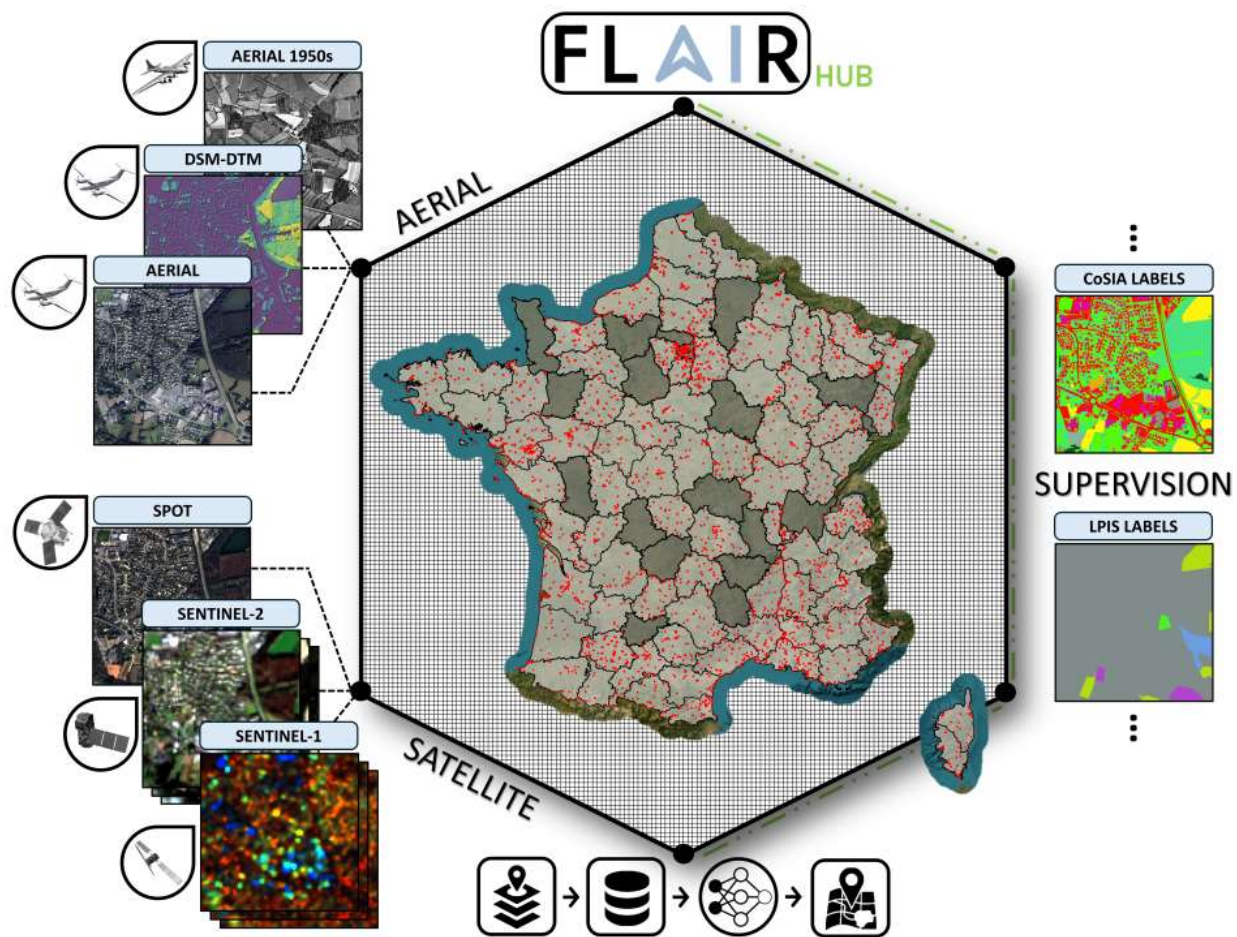
Plan text:

Anatol Garidou, Nicolas Genthier, Loïc Landrieu, Apolline De Wit, Marion Valette, Marc Poupeau, Sébastien Giordano and Boris Watrous. 2023. FLAIR: a Country-Scale Land Cover Semantic Segmentation Dataset From Multi-Source Optical Imagery. (2023). In proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS) 2023. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.13336>

Bibtex:

```
@inproceedings{ign2023flair2,
  title={FLAIR: a Country-Scale Land Cover Semantic Segmentation Dataset From Multi-Source Optical Imagery},
  author={Anatol Garidou and Nicolas Genthier and Loïc Landrieu and Apolline De Wit and Marion Valette and Marc Poupeau and Sébastien Giordano and Boris Watrous},
  booktitle={Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS) 2023},
  doi={https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.13336},
}
```

# FLAIR : Ouverture des codes, données, modèles

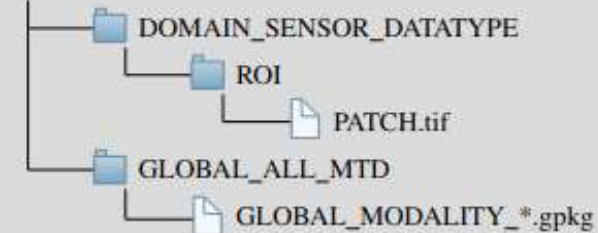


## Figures

- 63 202 918 400 pixels annotated at 0.20 m spatial resolution
- 241 100 patches (512×512)
- 74 spatio-temporal domains and 2 822 areas covering 2 528 km<sup>2</sup>
- 15 land cover semantic classes (+ 4 optional ones)
- 23/31/46 crop types in 3-level class hierarchy
- 256 221 Sentinel-2 acquisitions
- 532 696 Sentinel-1 acquisitions
- 1.6 m SPOT images aligned
- Aligned historical aerial images
- 20 cm resolution DSM and DTM aligned

## Structure

### FLAIR-HUB dataset



# FLAIR : Ouverture des codes, données, modèles



Article FLAIR-HUB en preprint :

<https://arxiv.org/abs/2506.07080>



Annotations en open data :

<https://huggingface.co/datasets/IGNF/FLAIR-HUB>



Modèles pré-entraînés :

<https://huggingface.co/collections/IGNF/flair-models-684035e78bd5bff99199ff87>



Code pour les entraînements et inférences

<https://github.com/IGNF/FLAIR-HUB>



Page d'informations FLAIR

<https://ignf.github.io/FLAIR/>

# 7. MODÈLES IA DÉRIVÉS

À PARTIR DES MODÈLES COUVERTURE DU SOL

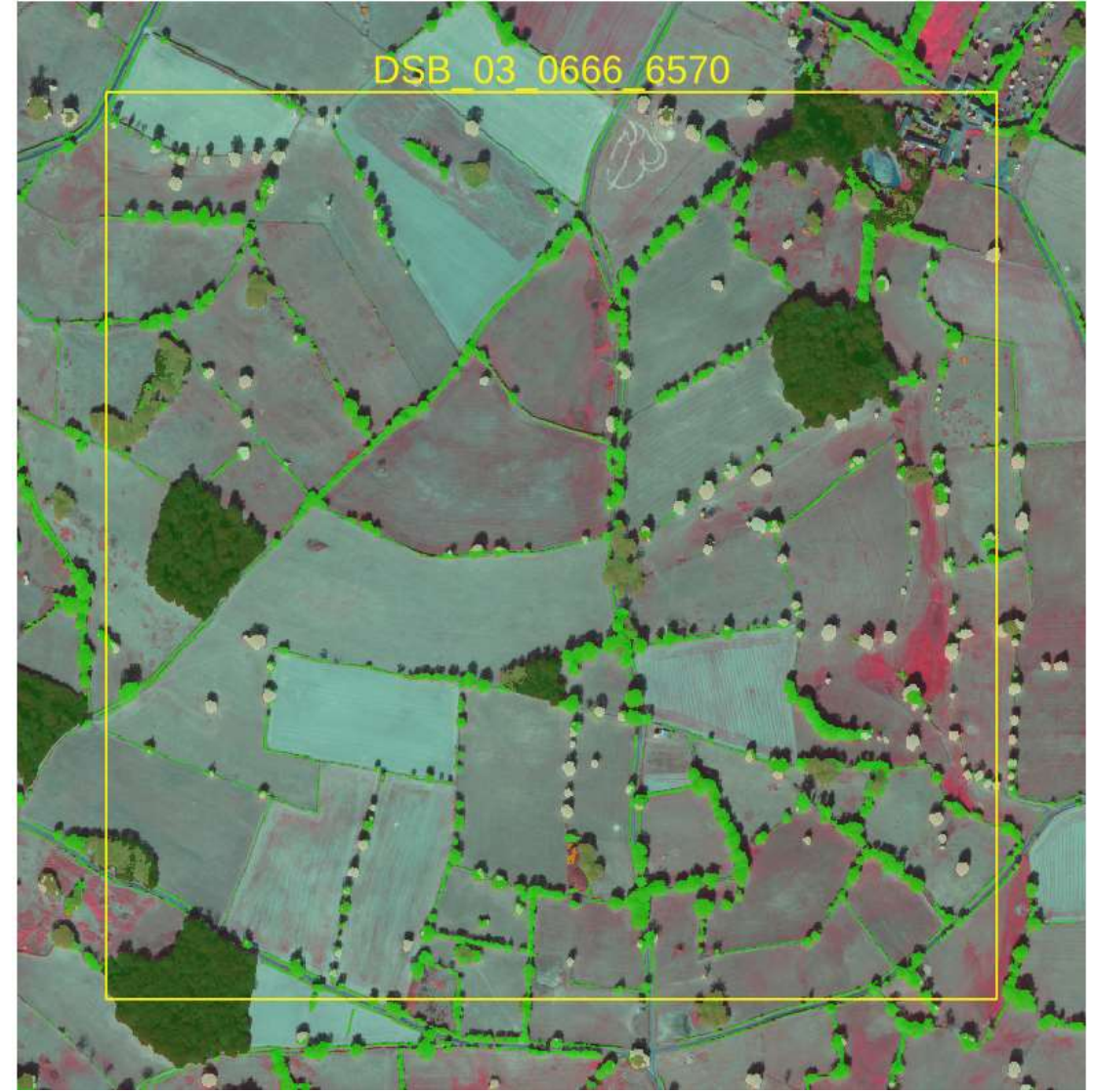




Swin-upernet-small : IoU (Haies)=60.42%



Swin-upernet-large : IoU (Haies)=63.04%





## Limoges

Inférence du modèle swin-upernet-large utilisé pour la production de CoSIA

- sur la profondeur temporelle des orthos numériques IRC [2006-2023]
- Et une ortho issue d'une prise de vue argentique scannée IRC [2000]



- **Masque Forêt**

- production France version Beta; en cours version V1
- resnet34-unet / IRC 50cm



- **Essences Forestières**

- En expérimentations - Saisie de 4 jeu de données d'annotations
- UT&T (orthos+S2) / RandLa-Net (Lidar HD)

