

## Objectifs

- **Segmentation sémantique (SegSem)** de l'**occupation du sol (OCS)** par apprentissage profond avec un réseau de **neurones entièrement convolutif (CNN)**
- Étude du **raffinement de nomenclatures** de [1] d'objets topographiques simples
- Étude de la **complémentarité** entre les capteurs **SPOT 6/7** et **Sentinel-2 (S2)**
- Étude de la **fusion** entre ces données (**Précoce** ou **Tardive**)

## Cadre et contexte

- Suite des travaux de [1]
- S'inscrit dans les **CES Urbain** et **CES OSO** du **Pôle Théia**
- S'inscrit dans le projet **TOSCA PARCELLE** du CES OSO en tant que **travaux préparatoires** pour la fusion entre SPOT et S2 dans la chaîne de traitement **IOTA<sup>2</sup>** [2]

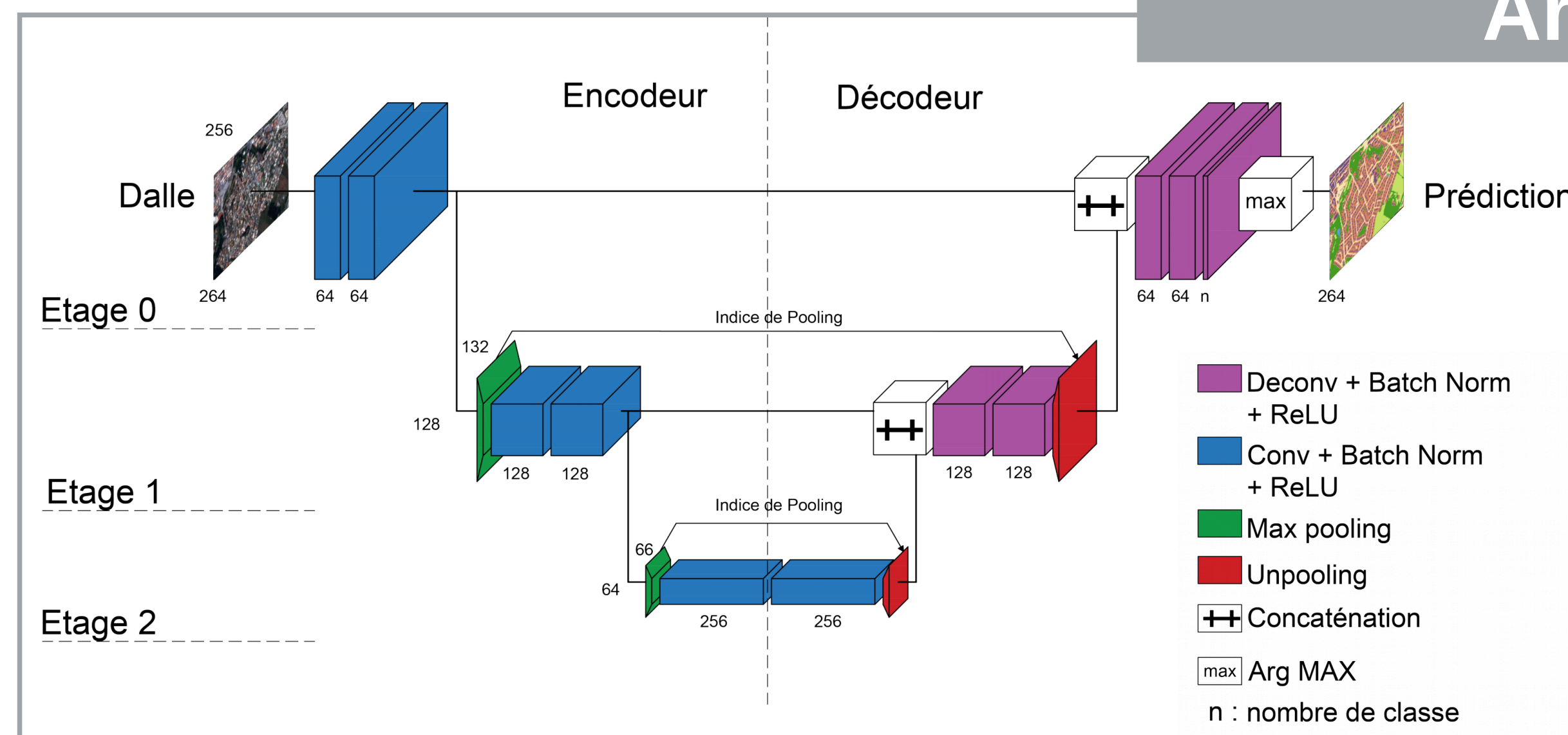


## Données

- **Vérité terrain (VT)** constituée à partir des produits OCS : BD Topo (IGN), RPG (IGN-ASP), OSO 2018 (CESBIO)
- **Données satellite :**

	SPOT 6/7	Sentinel-2
<b>Bandes utilisées</b>	P + XS [4 bandes sur 4]	B2 à B8a + B11 + B12 [10 bandes sur 13]
<b>Traitements appliqués</b>	Pansharping, orthorectification	Suréchantillonnage, orthorectification
<b>Date d'acquisition</b>	Juin 2018	Synthèse mensuelle 2018
<b>Résolution finale</b>	1,5m	1,5m et 10m

## Architecture proposée



- Basée sur l'architecture **U-net** [3] et **Deconv-NET** [4]
- Approche **entièrement convolutive** : génération d'une **prédiction** sous la forme d'une **image superposable** à l'image d'entrée (plus efficace que [1])
- Conçue pour **optimiser** l'usage de l'**information spatiale** apportée par la **Très Haute Résolution (THR)** de SPOT

## Résultats

### Raffinement des nomenclatures

Raffinement axé sur **trois types** de classes :

- **Type 1** : à **texture spécifique** mais peu représentées (*Vignes, Cimetières, Peupleraies,...*)
- **Type 2** : **proches sémantiquement** (*Routes principales et Chemins,...*)
- **Type 3** : définies comme **proportions** d'éléments déjà présents dans la nomenclature (*Forêts ouvertes avec Landes et Feuillus*)



	6 classes	IoU (%)	18 classes	IoU (%)	IoU (%) 18 -> 6
● Tampons Bâtiment	64,17	64,28	62,96		
● Eau	87,13	86,67	86,58		
● Cultures	94,64	93,69	93,44		
● Routes	72,14	64,96	68,69		
		12,7			
		64,96			
		69,86			
		42,12			
		30,18			
● Végétation	85,61	83,93			
		36,97			
		80,6			
		8,96			
		44,3			
		26,08			
		27,94			
		2,26			
		85,04			
● Bâtiments	96,28	62,65			
		56,86			
		45,98			

Erreurs liées à l'enrichissement de la nomenclature principalement **intra-classes**

↳ **stabilité de la segmentation sémantique par CNN**

- **Type 1** : Excellents résultats si **texture unique** (vignes), mais médiocre si texture possiblement présente dans d'autres classes (*Vergers avec Feuillus et Landes*)
- **Type 2** : **Difficultés** de création de **frontières humainement logiques** (séparations *Chemins et Routes* au niveau des carrefours)
- **Type 3** : Faibles performances, **confusions** avec les classes concernées par la proportion

### Complémentarité SPOT 6/7 & Sentinel-2

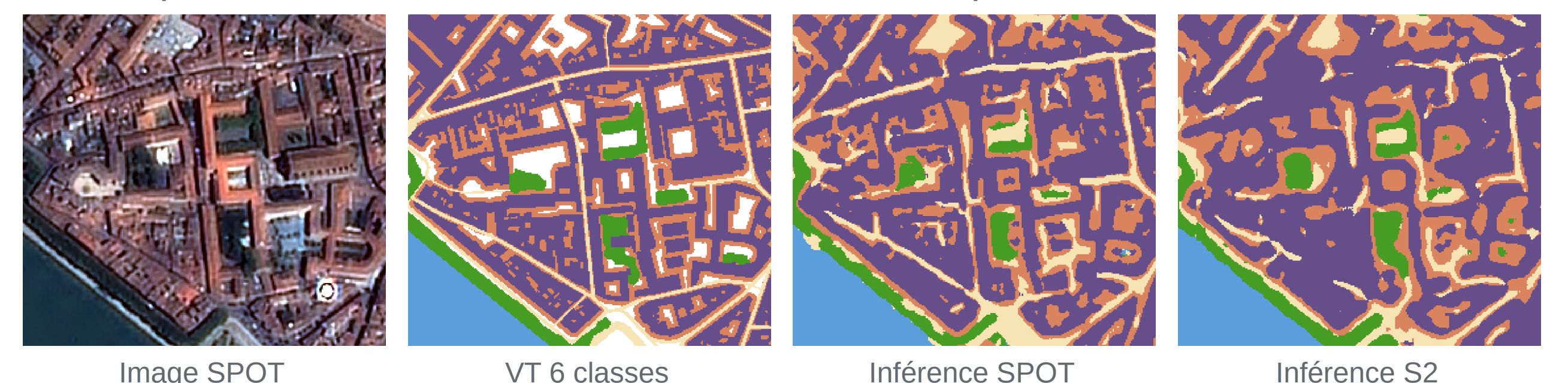
Intérêt de du **multi-spectral** et du **multi-temporel** de S2 :

- Détection du type de végétation / cultures grâce à leurs variations temporelles et spectrales
- Détection de matériaux à propriétés optiques particulières

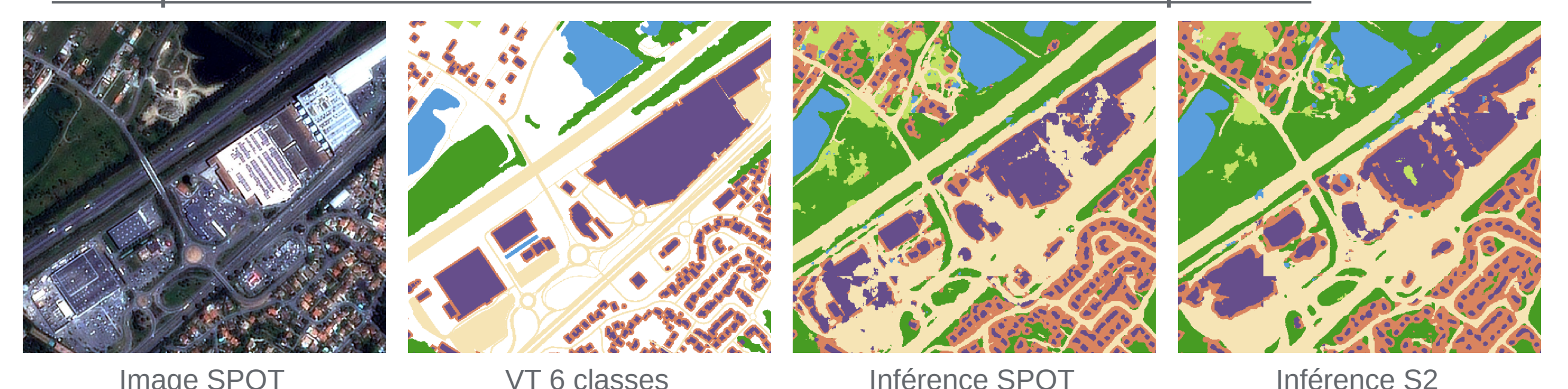
Intérêt de la **THR** de SPOT :

- Détection d'objets topographiques inférieurs à 5m (réseau routier)
- Possibilité d'analyse plus fine de la texture (ex. : entre zone urbaine et cultures)

Exemple de meilleure détection du réseau routier par SPOT :

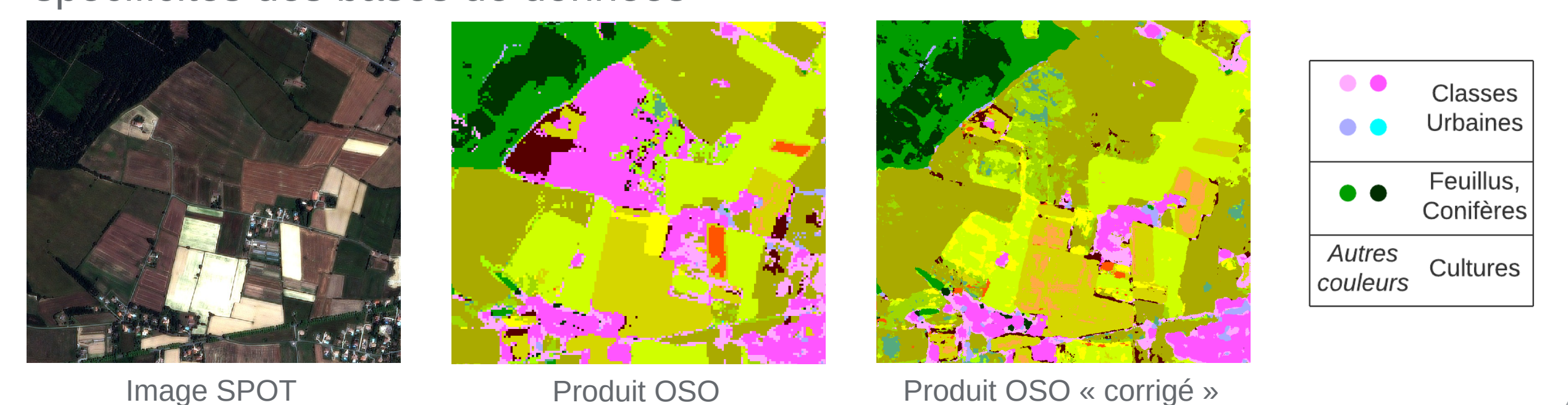


Exemple de meilleure reconstruction de bâtiments industriels par S2 :



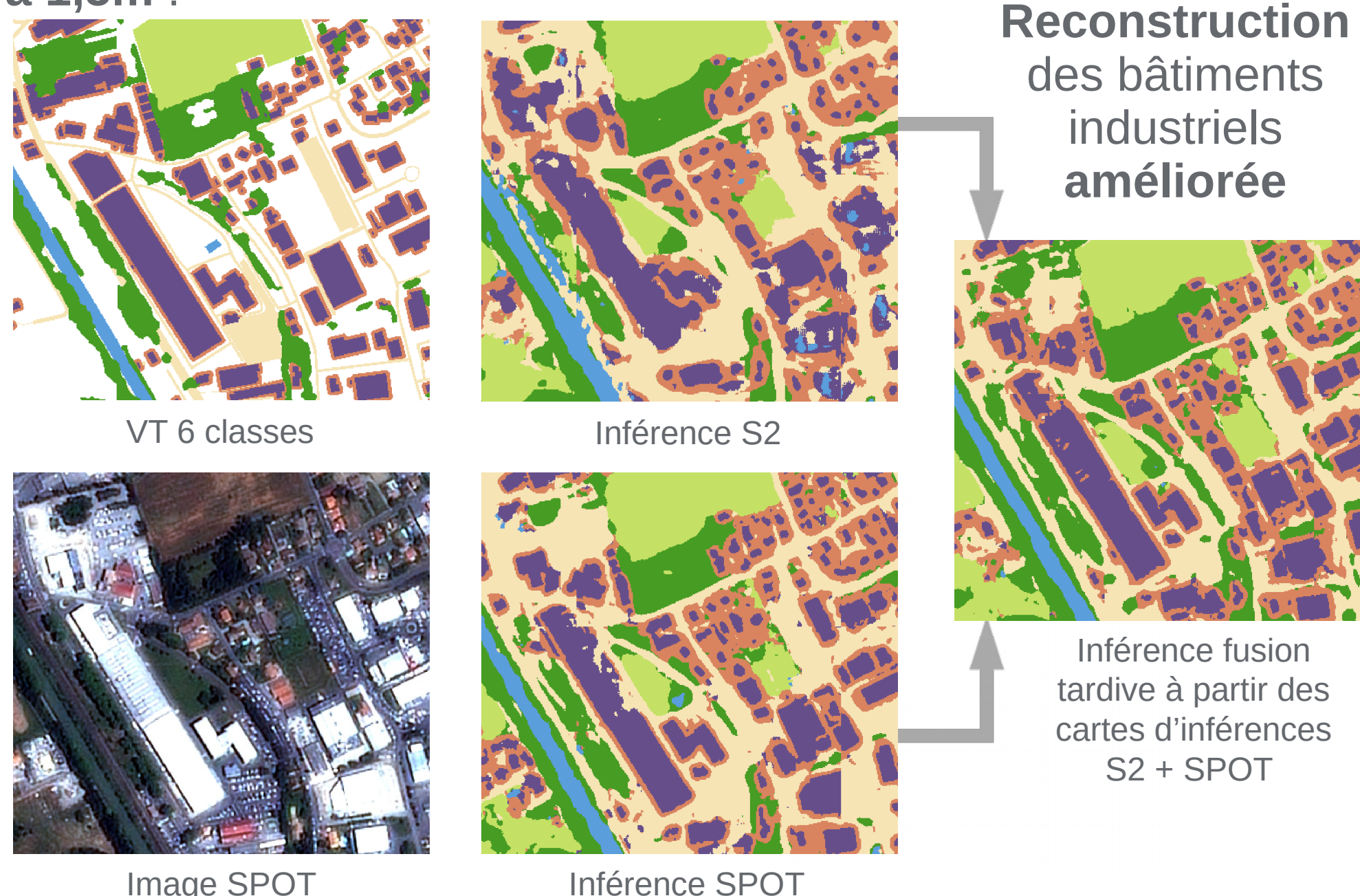
**Application** : Reclassification du produit OSO 2018 par application de l'architecture proposée sur la donnée SPOT :

- **Correction de la confusion** entre *Classes Urbaines* et *Cultures* sur le produit OSO, mais **difficultés d'attribution** du bon **type de culture**
- Désaccords sur les essences forestières avec difficultés d'analyse liées au décalage temporel entre saisie de vérité terrain et acquisitions satellite et aux spécificités des bases de données



## Travaux en cours

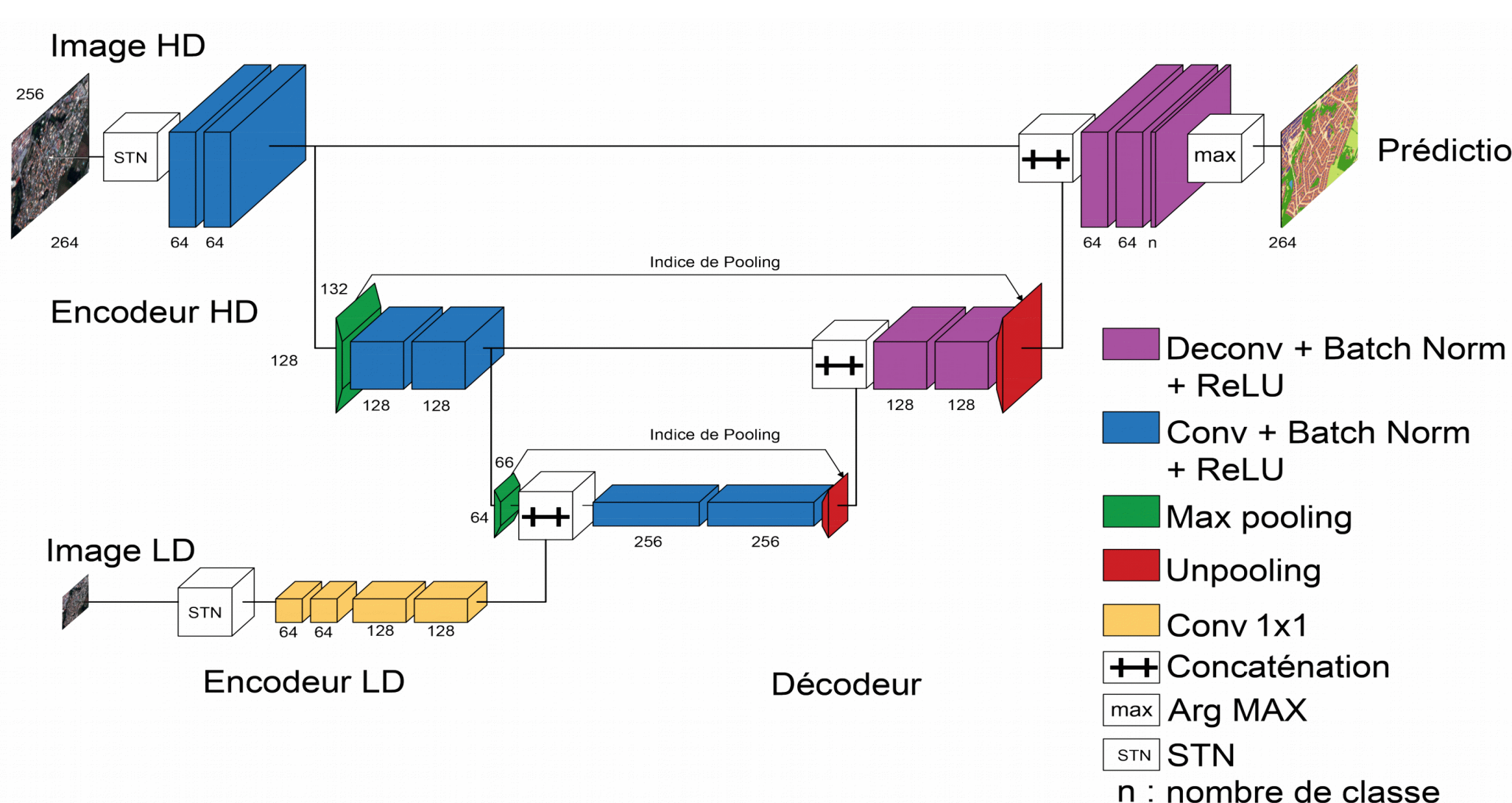
Premiers résultats de **fusion tardive** et **précoce**, entre l'image SPOT et la synthèse S2 du mois de **Juillet sur-échantillonnée à 1,5m** :



Architecture en cours de test pour la **fusion précoce**

↳ traitement **simultané** d'une dalle SPOT et d'une dalle S2, avec un encodeur pour chaque entrée :

- Encodeur HD : spécialisé dans l'**analyse spatiale** (SPOT)
- Encodeur LD : spécialisé dans l'**analyse spectro-temporelle** (S2)



## Bibliographie

- [1] Postadjian, T., Le Bris, A., Sahbi, H., and Mallet, C. (2017). Investigating the potential of deep neural networks for large-scale classification of very high resolution satellite images. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, IV-1/W1 :183-190.
- [2] Inglada, J., Vincent, A., Arias, M., Tardy, B., Morin, D., and Rodes, I. (2017). Operational high resolution land cover map production at the country scale using satellite image time series. Remote Sensing, 9(1).
- [3] Ronneberger, O., Fischer, P., and Brox, T. (2015). U-net : Convolutional networks for biomedical image segmentation. CoRR, abs/1505.04597.
- [4] Noh, H., Hong, S., and Han, B. (2015). Learning deconvolution network for semantic segmentation. CoRR, abs/1505.04366.

## Infos

Travaux réalisés dans le cadre du MS PPMD de l'ENSG du 23/04/2019 au 20/09/2019 au LaSTIG de l'IGN

Plus de résultats disponibles sur la page : [polarsensing.com](http://polarsensing.com)

