

# Tomographie X et deep-learning

Abdel Rahman DAKAK

Valérie Kaftandjian

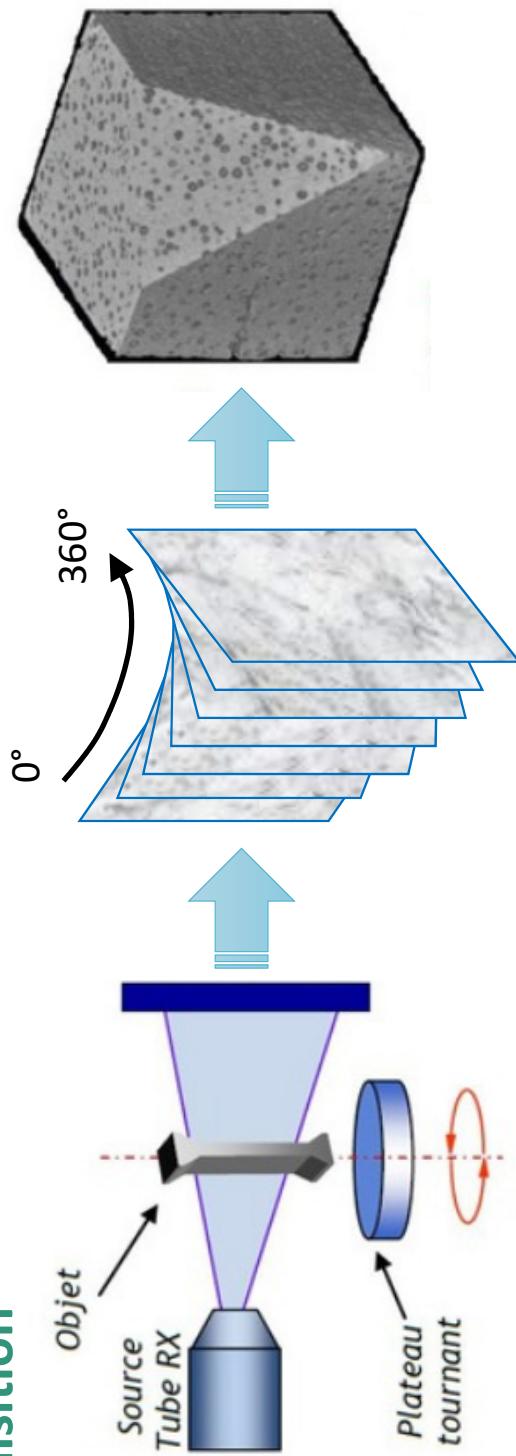
Justine Papillon

Philippe Duvauchelle



## Principe de la tomographie par rayons X

### ○ Acquisition



### ○ Visualisation & analyse



Journée technique CND - 28 novembre 2019

## Tomographes industriels & de laboratoire

### GE Phoenix v|tome|x s



### Tomographe polyvalent

Tube X **160 kV**, Foyer > 1 µm

Résolution entre **1,7 et 170 µm**

Détecteur Varian Paxscan 1920x1536 pixels (127 µm)

- Taille objet : 2 mm à 300 mm

- Epaisseur : ≈ 7 mm (acier) à ≈ 70 mm (alu)

**INSA** | INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUÉES LYON

Journée technique CND - 28 novembre 2019

### RX Solutions EasyTom Nano



### Banc de laboratoire (ouvert, modulable et polyvalent)

- Universel (source/détecteur)
- Modulaire/Accès ouvert
- Optimisation



### Tomographe haute résolution

Tube X nanofoyer Hamamatsu  
Foyer/résolution

- Tungstène (résolution **0,75 µm, 160 kV**)
  - LaB6 (résolution **0,25 µm, 100 kV**)

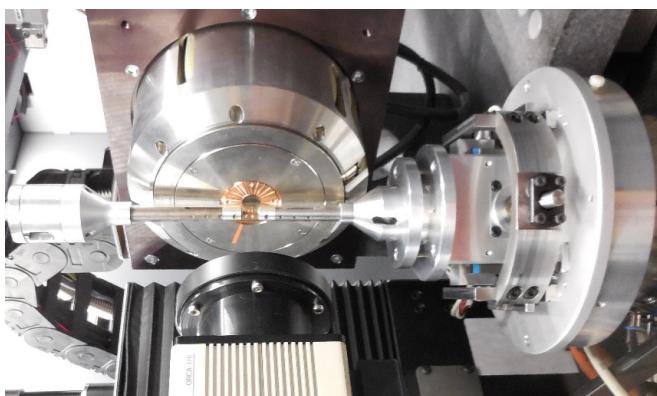
Détecteurs :

- Varian 1920 x 1536 pixels (127 µm)
- caméra CCD THR 2000x1312 pixels (**1,8 µm**)
- capteur plan 2400 x 2400 pixels (**1,8 µm**)

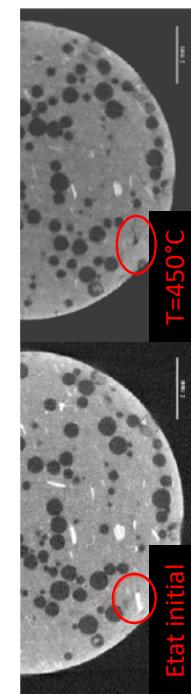
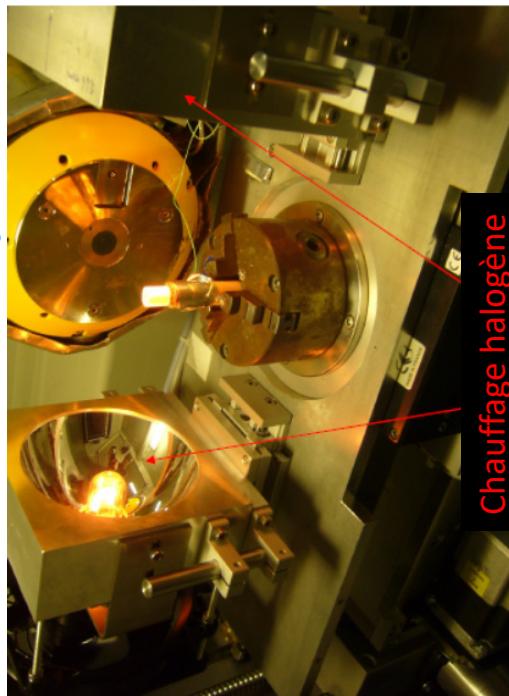
## Tomographie X in-situ

### Fatigue en traction (20 Hz, 1 kN)

- Traction-compression (de 50 N à 5 kN)
- Traction à chaud (chauffage induction, 900 °C)
- Fatigue en torsion (30 Hz, 1 Nm)
- Cryostat (jusqu'à -40 °C)



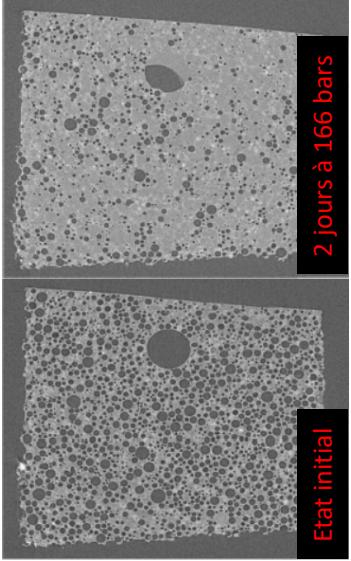
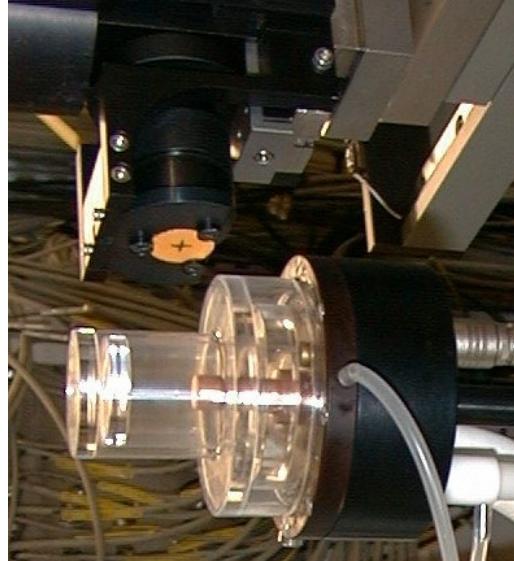
### Caractérisation en température



INSTITUT NATIONAL  
DES SCIENCES  
APPLIQUÉES  
LYON

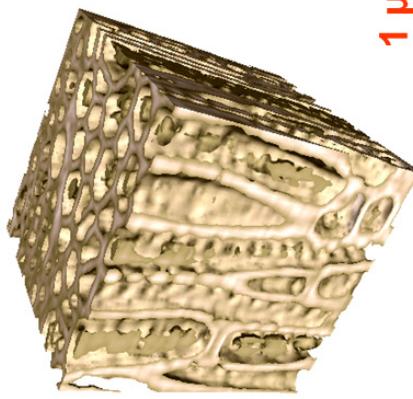
**INSA**

## Compression hydrostatique (jusqu'à 500 bar)

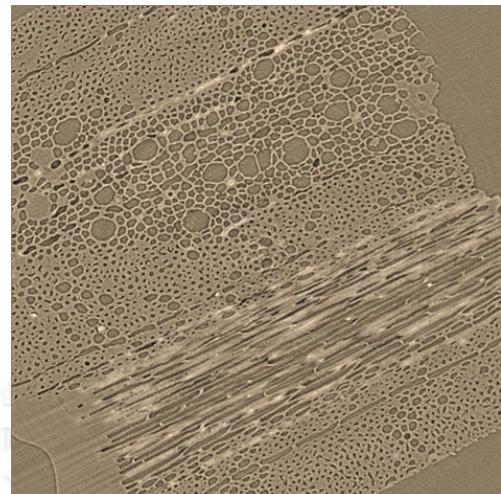


## Caractérisation 3D des matériaux

**Essence de bois**

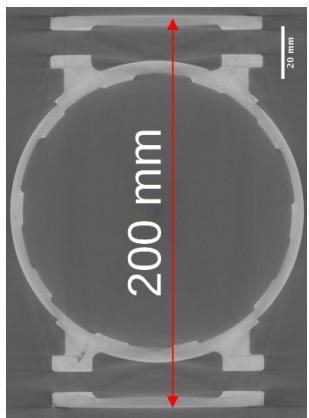
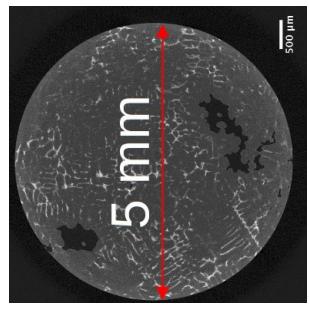
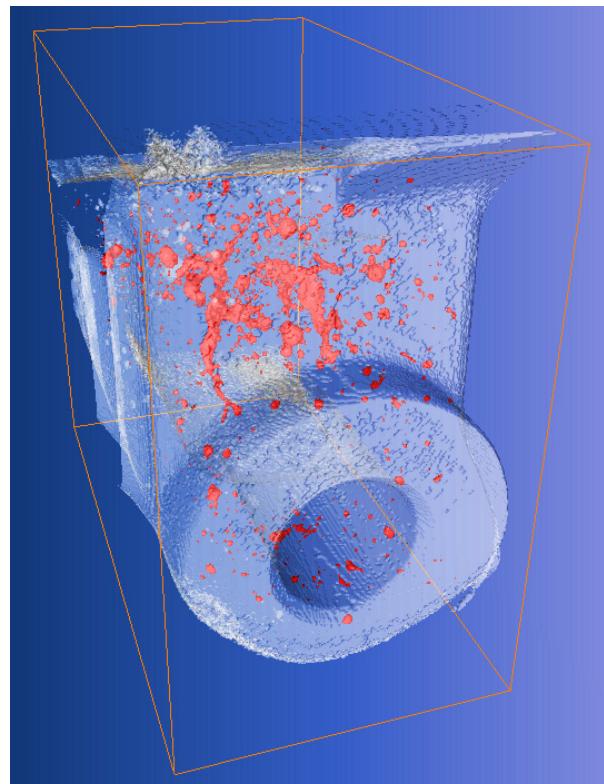


1  $\mu\text{m}$

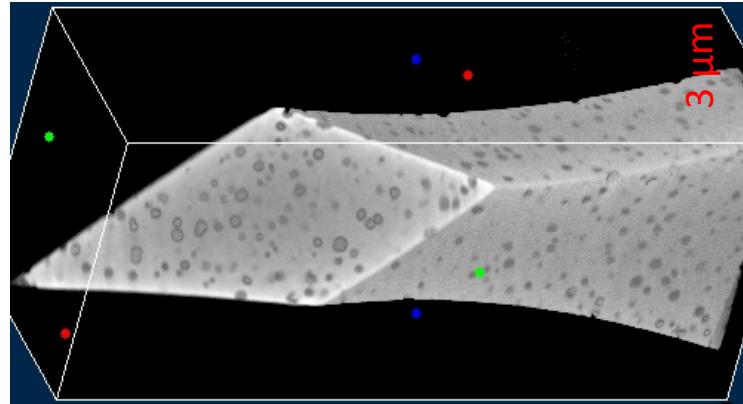


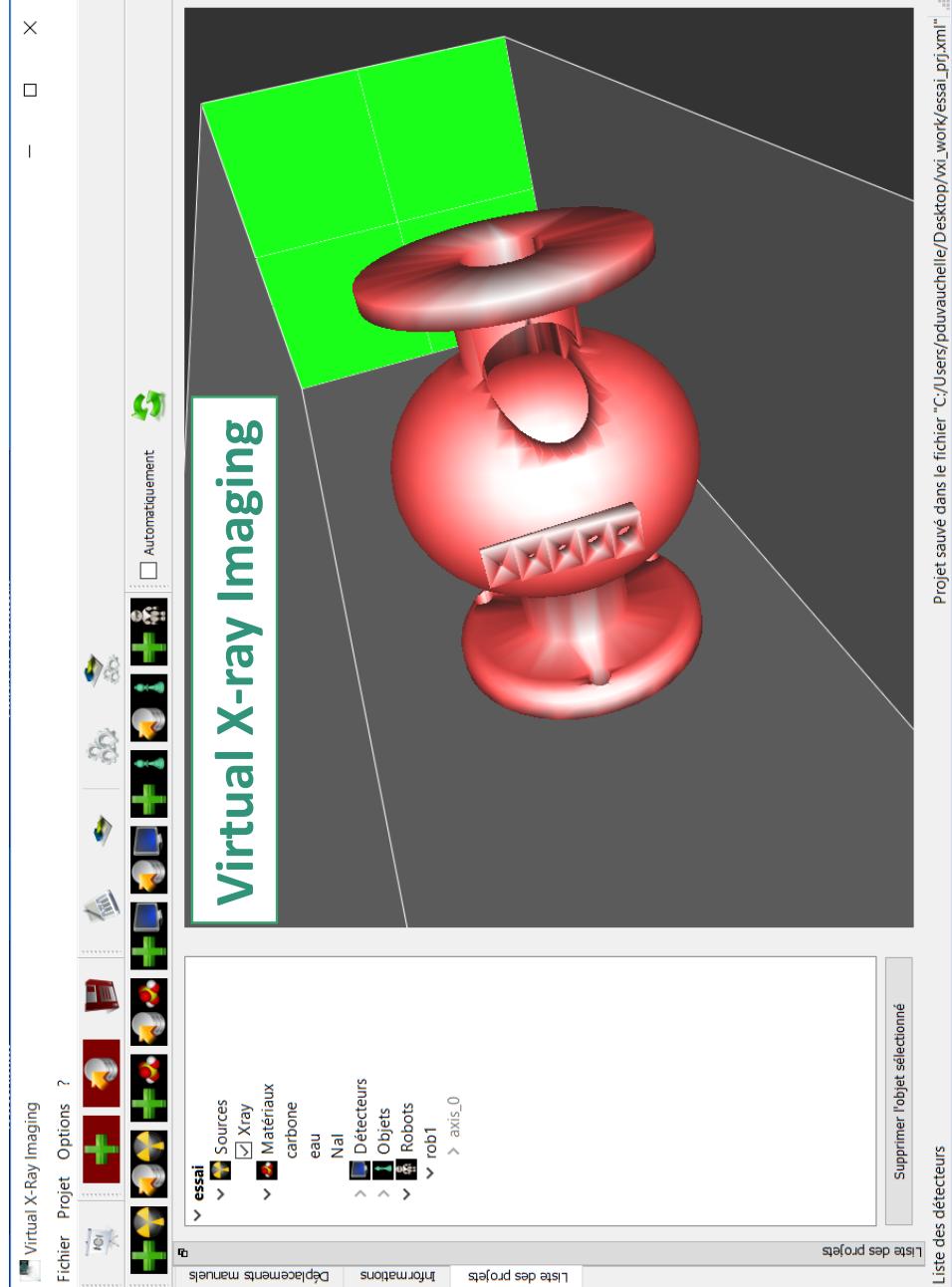
Journée technique CND - 28 novembre 2019

**Alliage d'aluminium**



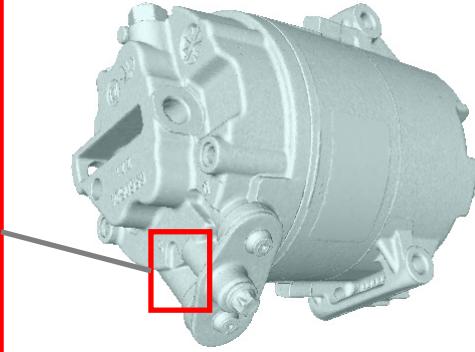
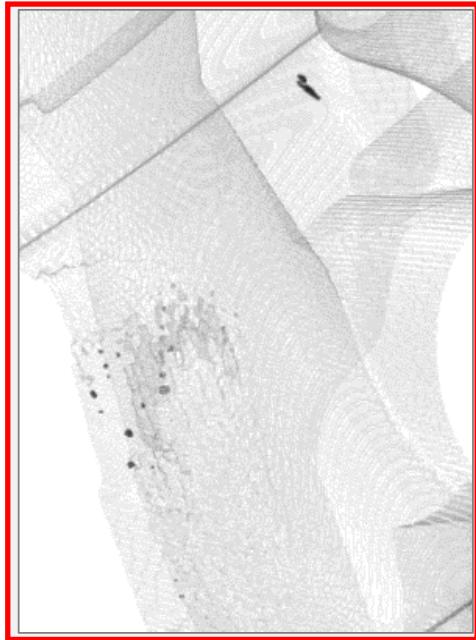
**Fonte à graphite sphéroïdal**





- Aide à la conception/contrôlabilité d'une pièce
- Recherche et optimisation des paramètres d'acquisition
- Identification/réduction d'artéfacts
- Qualification de performance
- Formation aux agents

## Méthode de classification des indications (défauts)



Après segmentation,  
les indications  
détectées sont des  
vrais défauts ou des  
fausses alertes



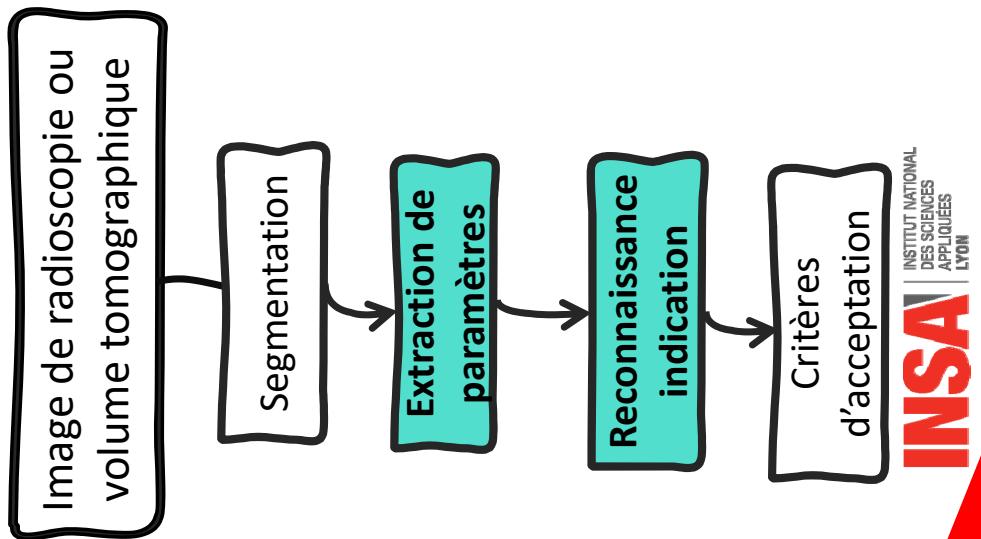
### Classification nécessaire

*Démarche : les caractéristiques mesurées sont des sources d'information sur les hypothèses vrai défaut / fausse alarme (ou retassure/cavité etc...)*

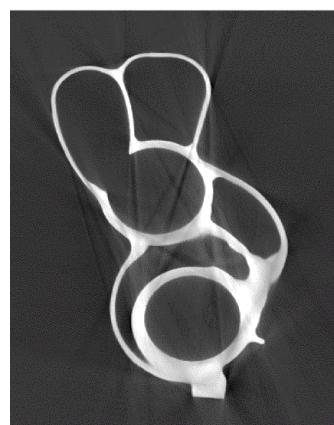
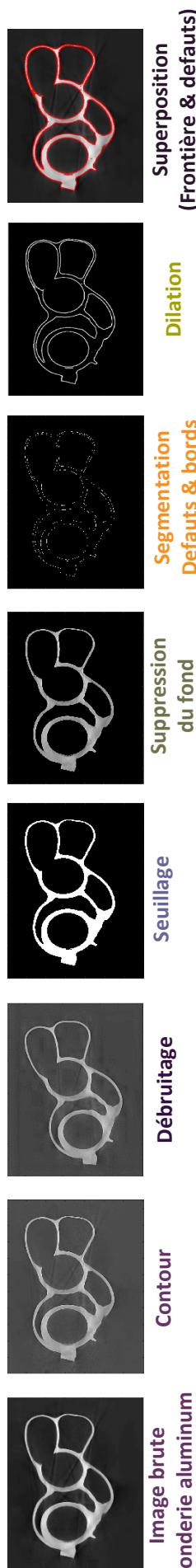


### Fusion des informations

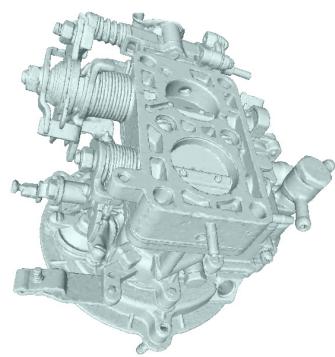
→  
**Décision**



## Analyse d'images 2D & 3D

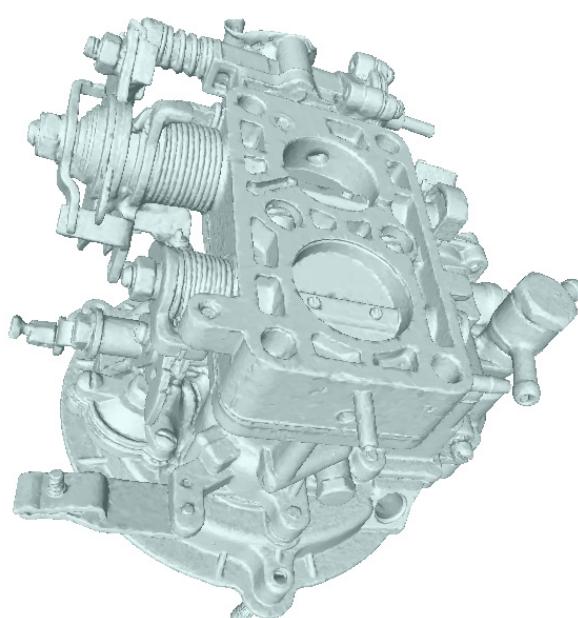
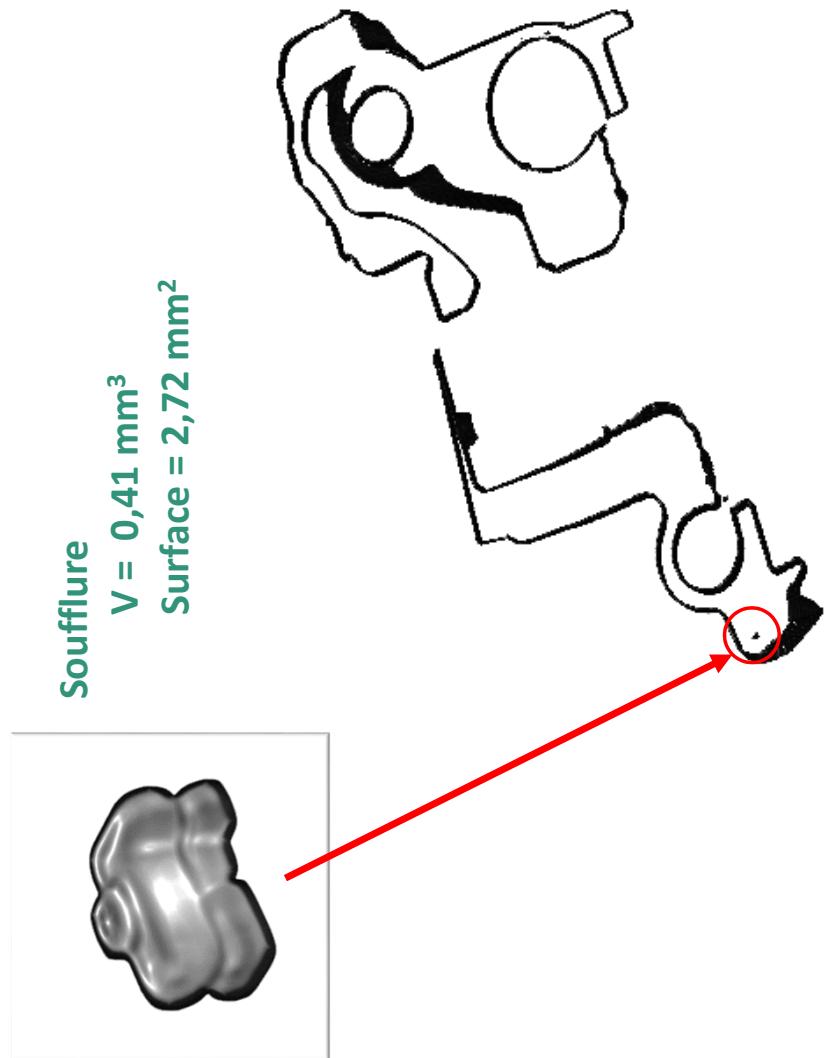


2D



3D

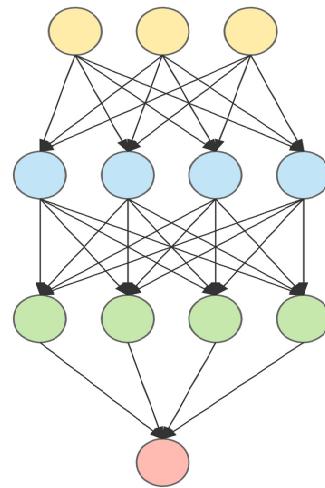
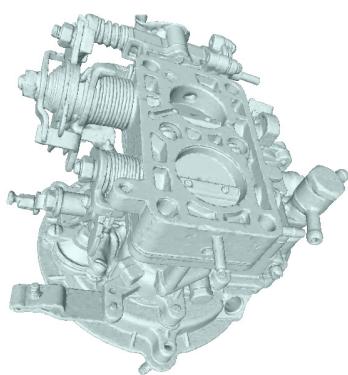
## Défaut recherché, segmentation



Tranche de  $Z=114,48 \text{ mm}$  à  $115,29 \text{ mm}$

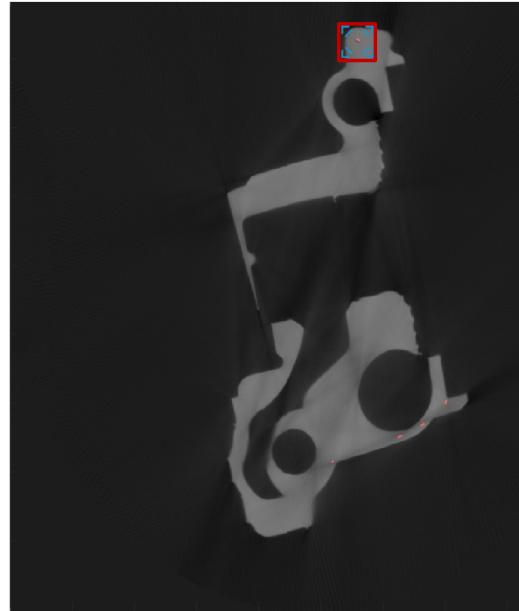
Journée technique CND - 28 novembre 2019

## Segmentation & Deep learning



Segmentation

Deep Learning



## Extraction de paramètres et segmentation 3D

### Soufflure

$V = 0,41 \text{ mm}^3$   
 $\text{Surface} = 2,72 \text{ mm}^2$



Segmentation

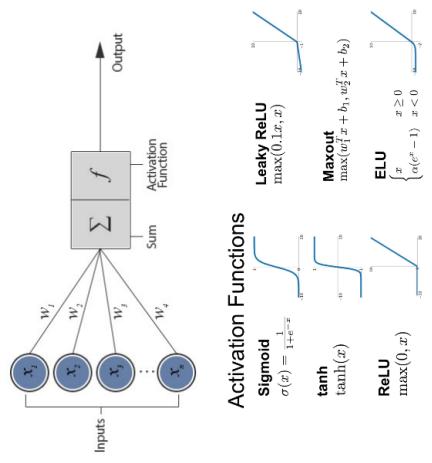
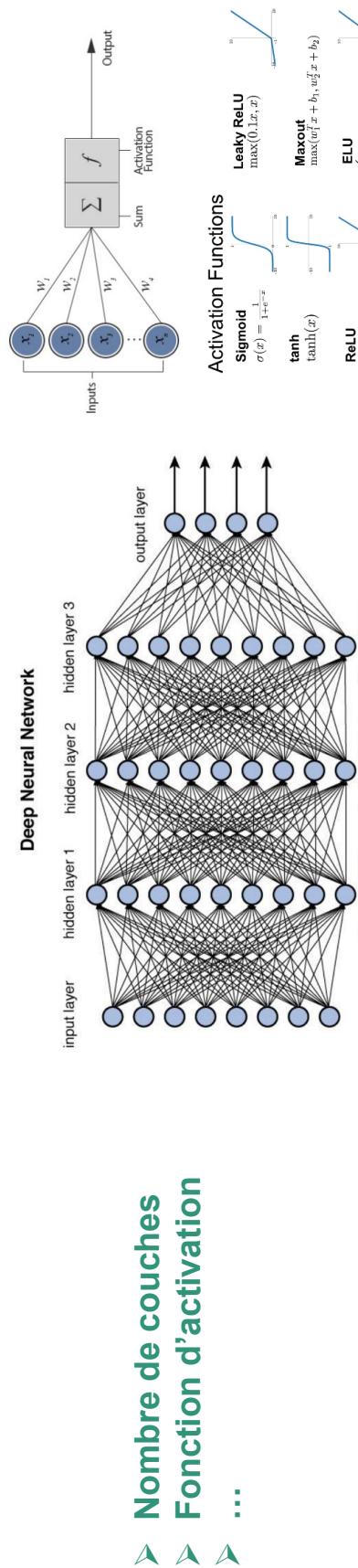
Deep Learning

Localisation en 3D

3D segmentation  
&  
Extraction de paramètres

## Deep learning : méthodologie

### ○ Etape 1 : Création/configuration du réseau de neurones



### ○ Etape 2 : Apprentissage (Training)

**BUT :** Augmenter la précision de la reconnaissance d'indications, réduire les fausses alertes

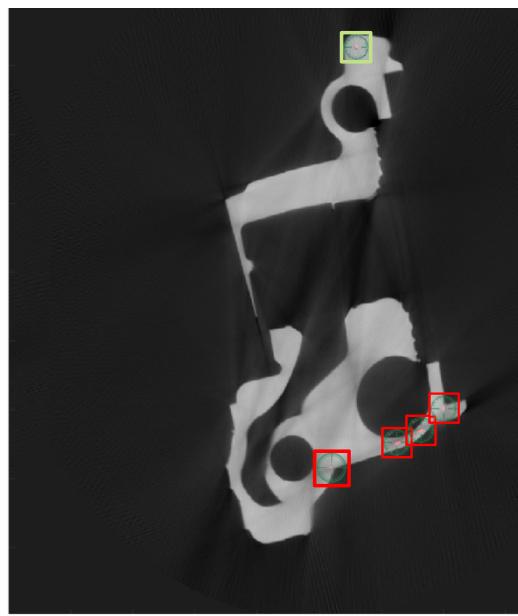
- Apprendre au réseau de neurones qu'un ensemble d'entrées correspond à une sortie donnée
- Définir le nombre d'aller-retour sur les données d'entraînement (Epoch)

### ○ Etape 3 : Phase de validation (données connues)

### ○ Etape 4 : Phase d'évaluation (utilisation avec données inconnues)

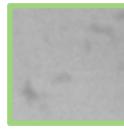
## Deep Learning : apprentissage

- Sélection manuelle des indications
- Fastidieux mais à réaliser une seule fois



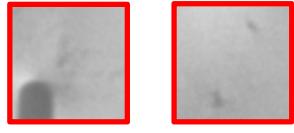
Données d'entrée

True



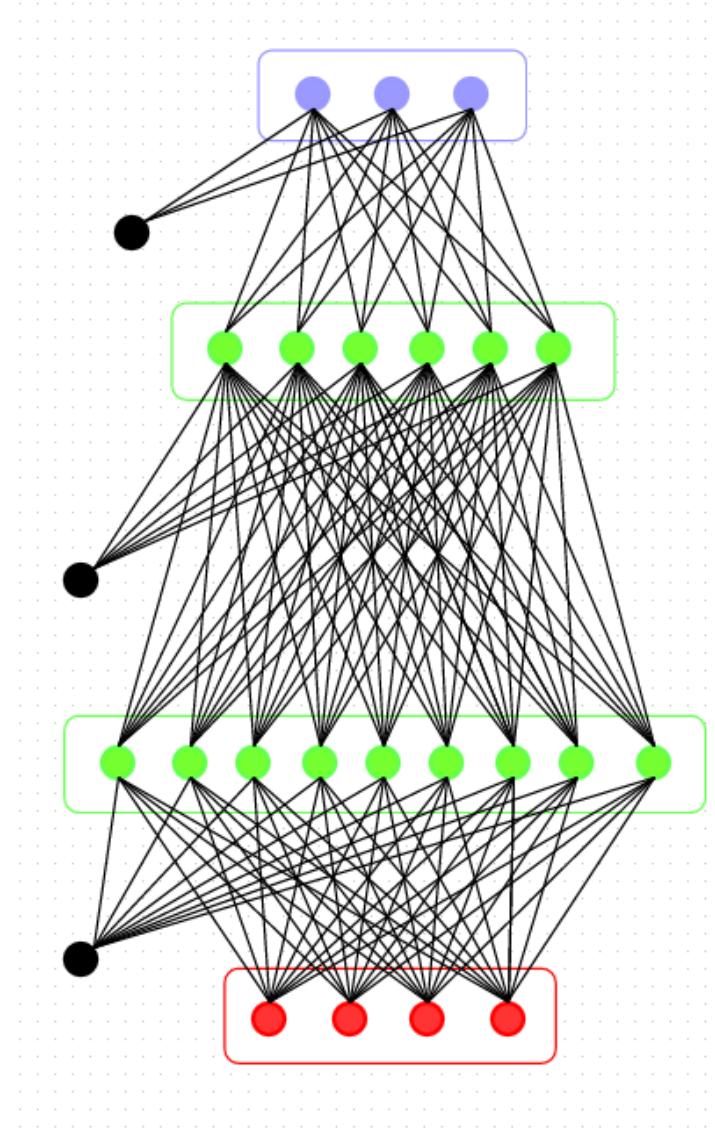
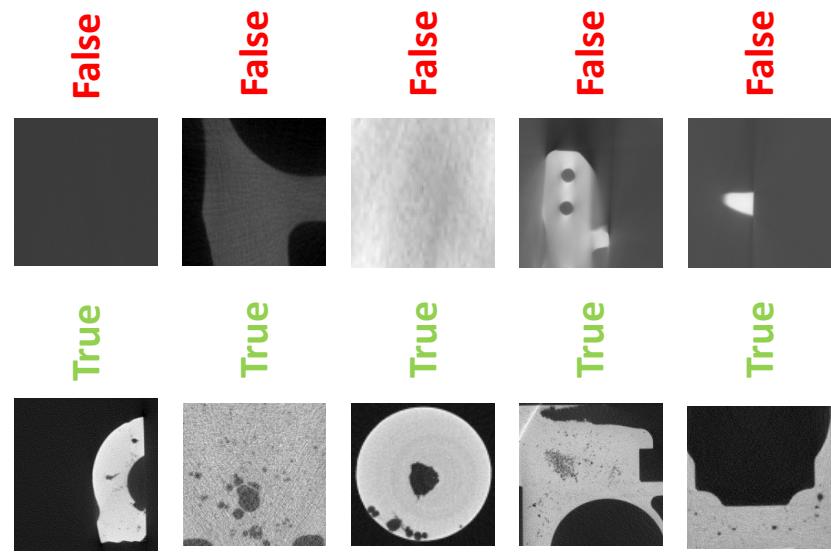
...

False

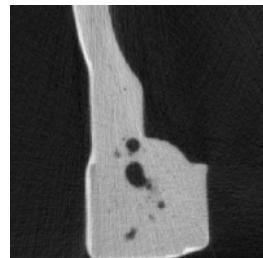
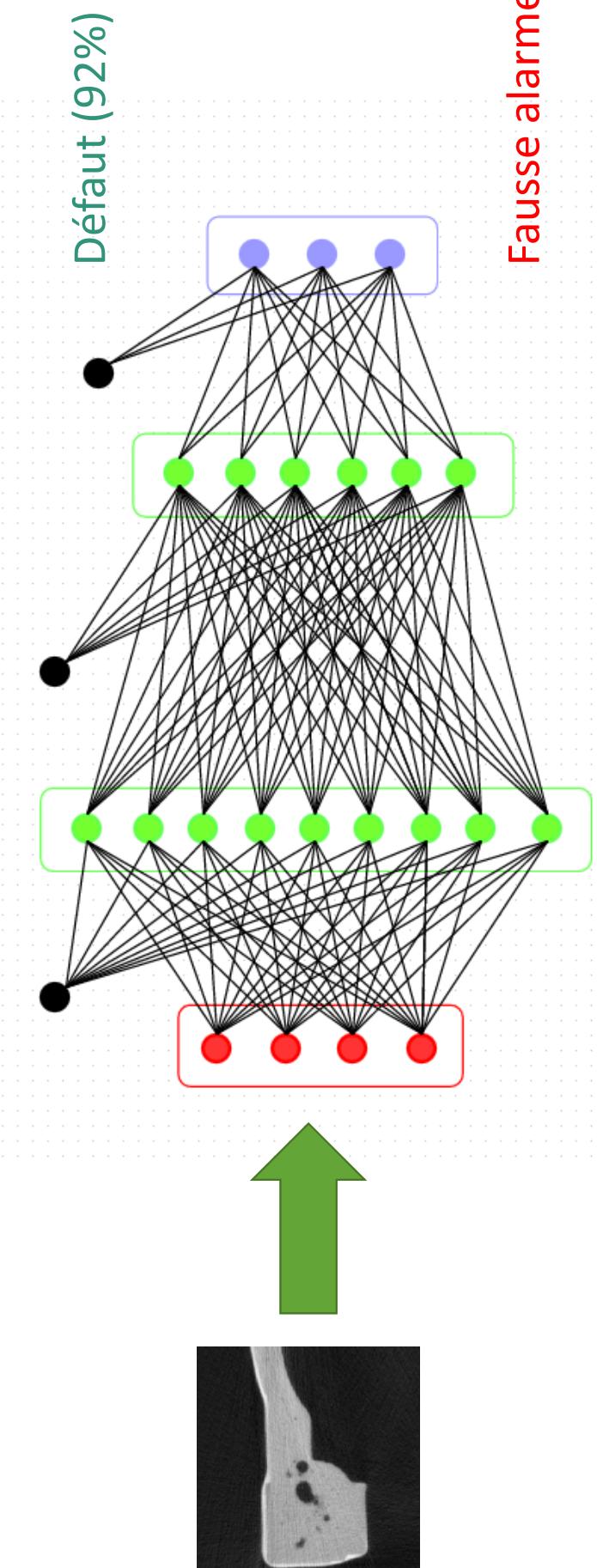


...

## Deep Learning : apprentissage

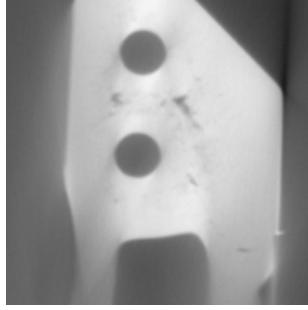


## Deep Learning : Validation

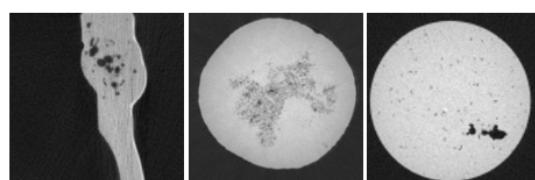
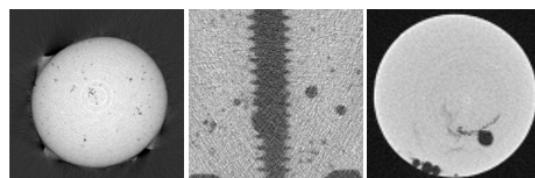
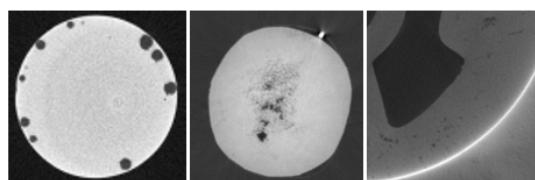
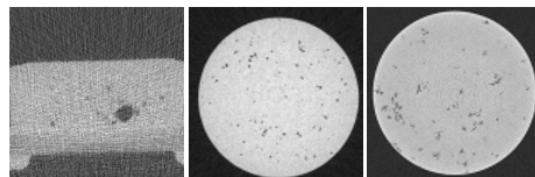
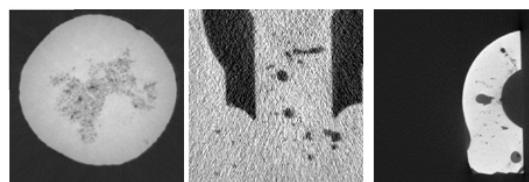
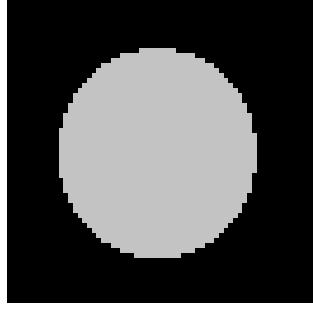


## Deep learning : validation - exemple

Défaut (0%)  
**Fausse alarme (100%)**



Défaut (55%)  
**Fausse alarme (45%)**



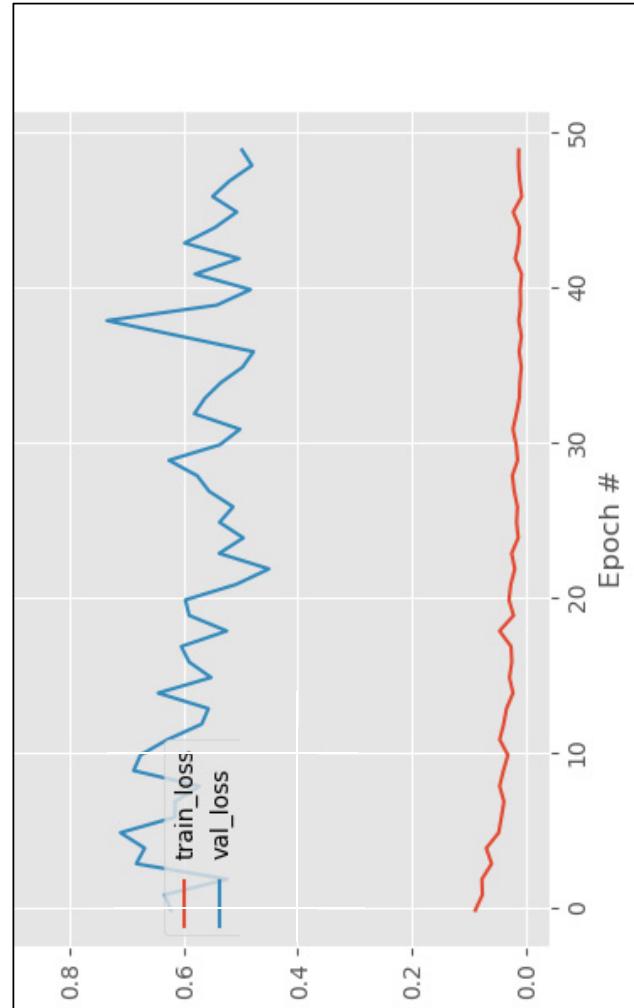
**Influence des formes extérieures**

Journée technique CND - 28 novembre 2019

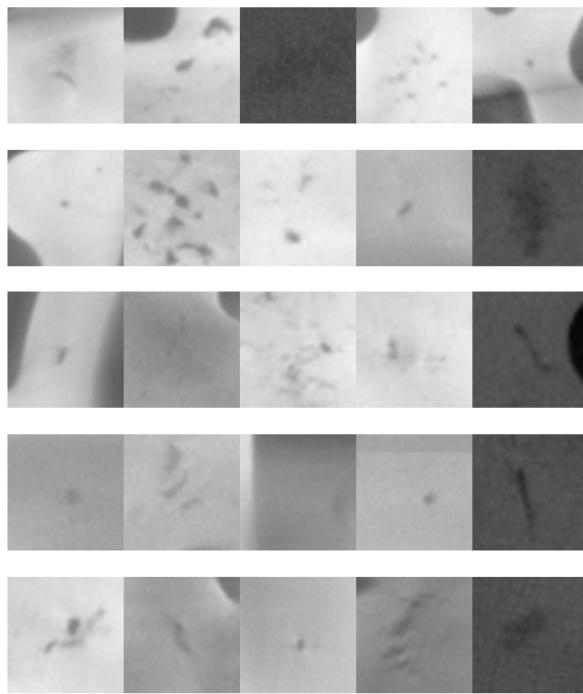
## Exemple sur données industrielles

- **736 Défauts**
- **~1000 Fausses alertes**

Pertes calculées sur les données d'apprentissage et de validation



*Perte = différence entre prévision et réalité*



**Merci de votre attention**

**Vos questions ?**

