



# Maching learning et image : Utilisation du "scattering wavelet transform" sur des radiographies de confinement inertiel

Apprentissage automatique

Isabelle ABRAHAM<sup>1</sup>

Septembre 2021

<sup>1</sup> CEA/DAM/DIF, F-91297, Arpajon, France Email : [isabelle.abraham@cea.fr](mailto:isabelle.abraham@cea.fr)

**Définition de l'apprentissage :**

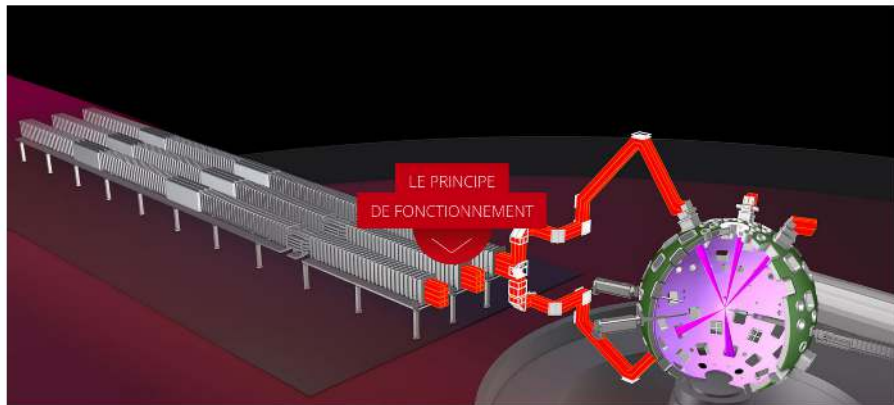
$$y = \mathcal{M}(x)$$

Avec  $y \in \mathbb{R}^p$  et  $x \in \mathbb{R}^d$  **Objectif de l'apprentissage automatique :**

estimer  $\hat{\mathcal{M}}$  à partir d'exemples  $(x_i, y_i)$  avec  $i \in [1, n]$

**Dans cette présentation, nous allons discuter du cas suivant :**

- $y$  est un scalaire  $x$  est une image.



### Objectif des expériences

Compréhension de la physique des plasmas.

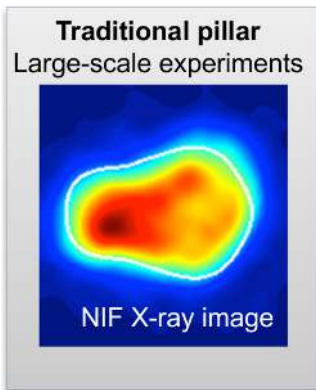
### Utilisation du ML

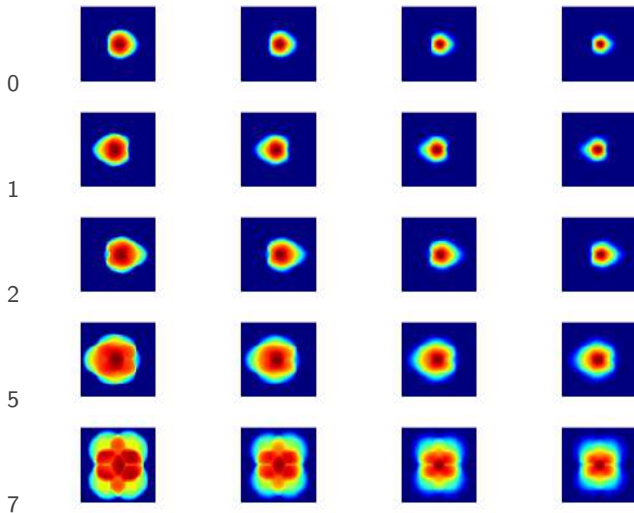
$$y = \mathcal{M}(x)$$

- $y$  : rendement neutronique
- $x$  : images X
- Estimation de  $\mathcal{M}$  la relation entre le rendement neutronique et les images radiographiques (X) par la simulation numérique.

## Utilisation d'une base de donnée macc disponible sur internet (LLNL)

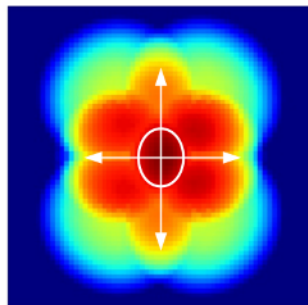
- <https://github.com/rushilanirudh/macc>
- 10 000 simulations JAG 1D (modèle de confinement inertiel semi analytique)
- 5 paramètres d'entrée scalaires :
  - Shape\_model\_initial\_modes :(4,3)
  - betti\_ptl15\_trans\_u
  - betti\_ptl15\_trans\_v
  - Shape\_model\_initial\_modes :(1,0)
  - Shape\_model\_initial\_modes :(2,1)
- 15 paramètres de sortie :
  - ...
  - $Y_n$
  - ...
  - images (64x64) X sur 4 canaux





### Méthodes possibles :

- Extraction de caractéristiques (indicateurs) : rayon moyen, modes de déformation ...  
L'extraction se fait par du traitement d'image.
- Apprentissage profond par CNN (sur des images) : il faut un très grand nombre de données (big data).
- Utilisation des CNN déjà appris (adaptation de la dernière couche linéaire). Il faut que les images analysées soient de même nature.
- Construction d'un réseau de neurones convolutif profond (CNN) par des connaissances a priori (Choix de la suite de la présentation "scattering wavelet transform" )



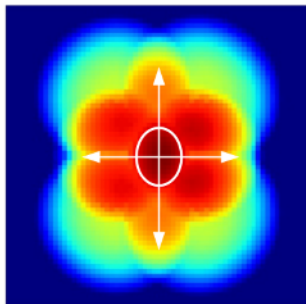
- taille 1 = xxx mm
- taille 2 = yyy mm
- ...

### Les caractéristiques importantes des images

- Dimension d'objets,
- L'intensité X,
- Position et nombre "des points chauds",
- Forme des interfaces.

### Caractéristiques du réseau

- Description parcimonieuses des images.
- Transformation contractante.  
 $d(f(x), f(y)) \leq d(x, y)$
- Prise en compte des déformations faibles.



217 images (8,8)

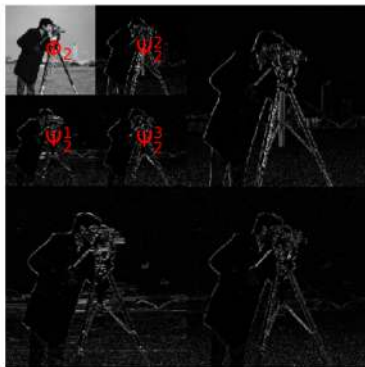
### Analyse par des outils de type "ondelettes" espace/fréquences

réf : Stéphane MALLAT (2014 - 2021) équipe : Data Processing and Classification de DI.ENS

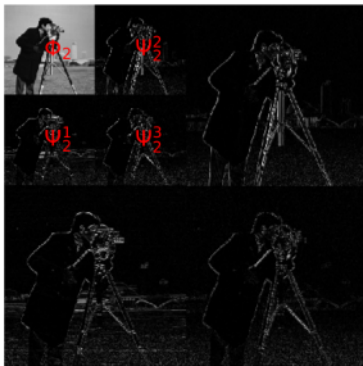








## Description de la transformées en ondelette (wavelet transform) représentation parcimonieuses



- Analyse espace/fréquence (Travail de S. Mallat sur les Ondelettes)
- Transformée parcimonieuses (JPEG2000)
- Cette Les filtres de décompositions forment une base de  $L^2$ .

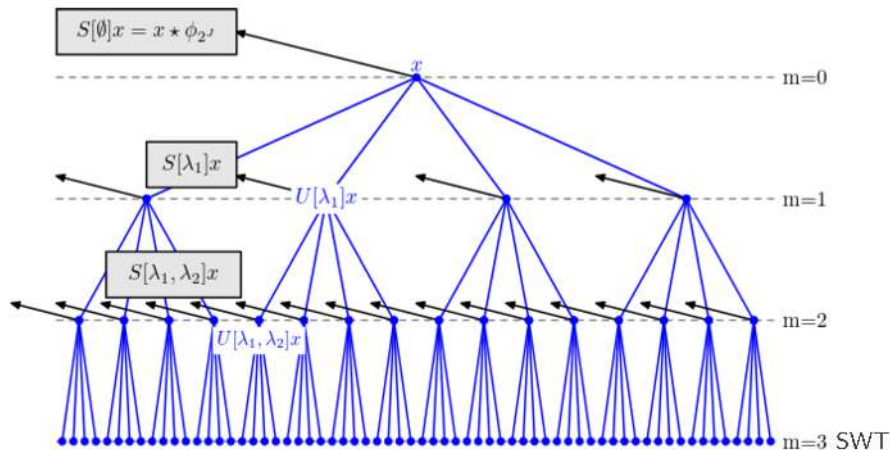
**Remarque : Dans ce travail, nous avons utiliser des bases de Morlet sur 8 angles**

Deux images légèrement déformées sont proches.



Leur distance " $L_2$ " est grande.

**Méthode pour prendre en compte cette difficulté : Passage à une résolution plus faible.**



est contractante et parcimonieuse.

## OK

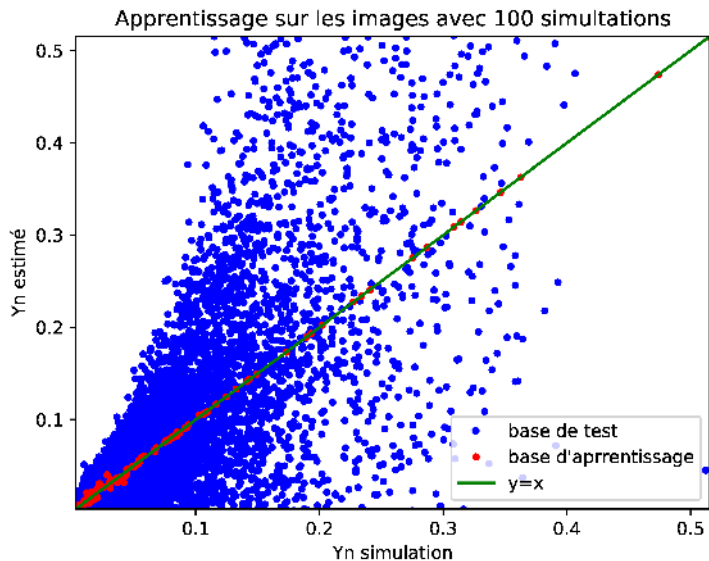
- Énergie d'entropie d'une molécule par apprentissage.
- Reconnaissance chiffre manuscrit.
- analyse de texture (mécanique des fluides).

## KO

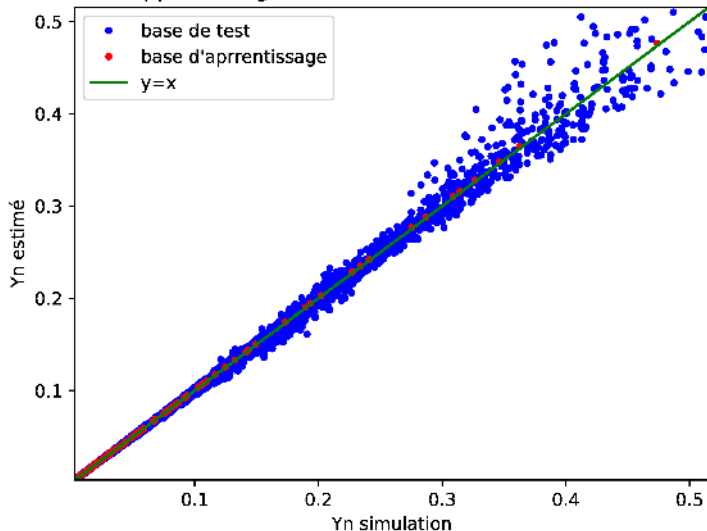
- Base de données images : imageNet
- texture sur un objet.

- Extraction d'une base d'apprentissage de 100 échantillons par LHS sur les paramètres d'entrées de la simulation.
- Validation sur toute la base de données.
- Scattering wavelet transform + apprentissage sur la dernière couche.
- Essai d'apprentissage par un réseau de neurone (peu profond)





Apprentissage sur les SWT avec 100 simulations



## Les besoins

- Une base de donnée conséquente.
- Les objets manipulés sont de grande dimension  $10^6$  signal/image/volume.
- Les outils logiciel sont ceux utilisés pour l'optimisation. **en grande dimension** : opérations de gradient,retro-propagation.

## Outils utilisés

- Les calculs sont faits sur des processeurs graphiques (GPU) logiciel cuda (nvidia)
- (torch) ou pytorch,
  - Outils de différentiation automatique en grande dimension.
  - Rétro-propagation (pour les algorithmes de descente)
  - Outils de descente de gradient de fonctions non convexes en grande dimension.
  - Gestionnaire de grandes bases de données

## Premiers résultats prometteurs

- Apprentissage à partir d'un nombre réduit d'échantillons.
- Validation sur un grand nombre de simulations

## MAIS

- la base de donnée utilisée est une simplification du problème.
- Les images sont de petites dimensions (64,64).
- Pas de comparaison avec des résultats expérimentaux



**Thanks for your attention**

- Gaffney, Jim A. and Anirudh, Rushil and Bremer, Peer-Timo and Hammer, Jim and Hysom, David and Jacobs, Sam A. and Peterson, "The JAG inertial confinement fusion simulation dataset for multi-modal scientific deep learning."  
*In Lawrence Livermore National Laboratory (LLNL) Open Data Initiative. UC San Diego Library Digital Collections.*
- Bruna, A. ; Mallat, S.  
Invariant Scattering Convolution Networks.  
*IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*2013, 35, 1872–1886