

Réseaux neuronaux convolutifs pour la thermographie quantitative en environnement complexe

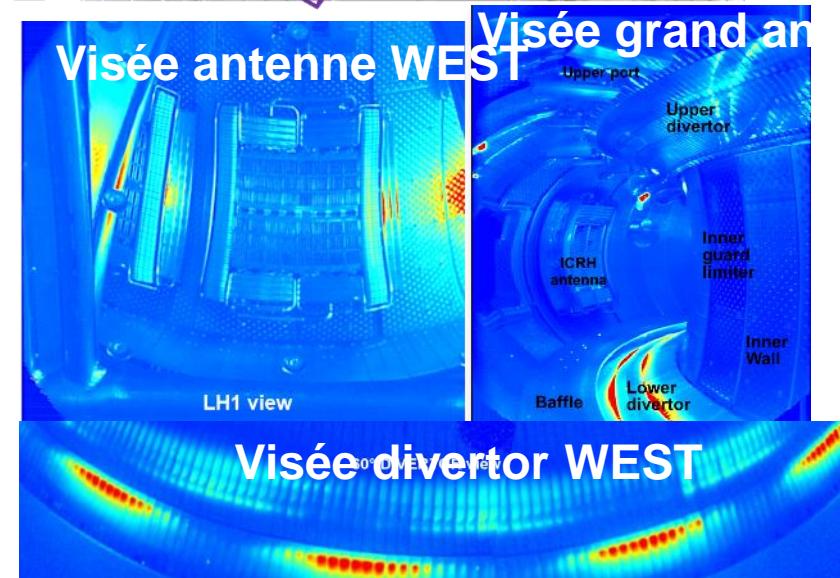
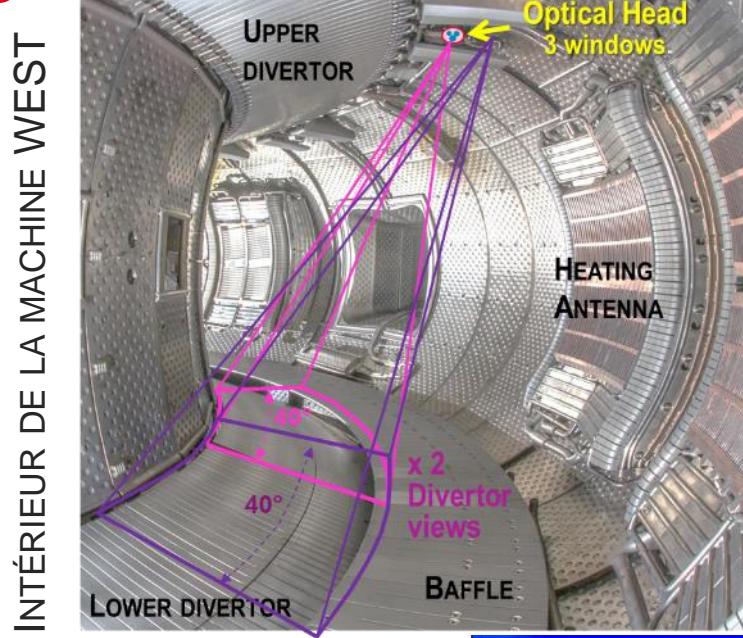
M-H. Aumeunier, A. Juven

marie-helene.aumeunier@cea.fr

Journée thématique SFT
Inversion de données faisant appel à un modèle en thermique, quels apports de l'intelligence artificielle ?
8 Juin 2023

La mesure de température par imagerie infrarouge dans les machines de fusion nucléaire

- Un diagnostic clef pour la surveillance des composants face au plasma
- Un large réseau de camera déployé dans les tokamak
 - ✓ 12 caméras [3-5 µm] installées dans WEST, 50% du mur couvert, T=[100-2000°C]
 - ✓ 21 caméras [3-5 µm] installées dans ITER, >70% du mur couvert, T=[200-3600°C]
- 2 principales fonctions
 - ✓ Opérationnelle: assurer la protection de la machine
 - ✓ Physique: étude des interactions plasma-paroi



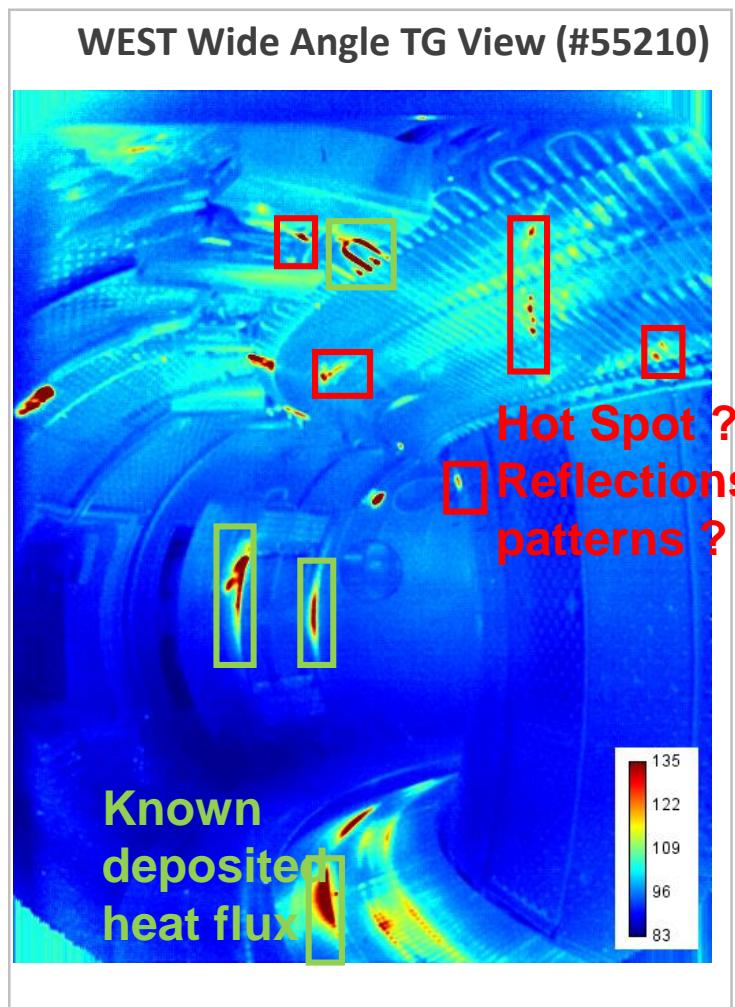
Le problème de la mesure infrarouge dans les tokamaks

A fully metallic environment

- Low and changing radiative properties of materials $\epsilon(\lambda, T_{surf}, \text{surface properties})$ ($\epsilon \sim 0.1 - 0.3$)
 - Multiple reflections adding parasitic signals
 - Variable and heterogeneous radiative surrounding $T_i(x,y,z,t)$
 - Co-deposited layers
- multi-parametric problem

This will have consequences both:

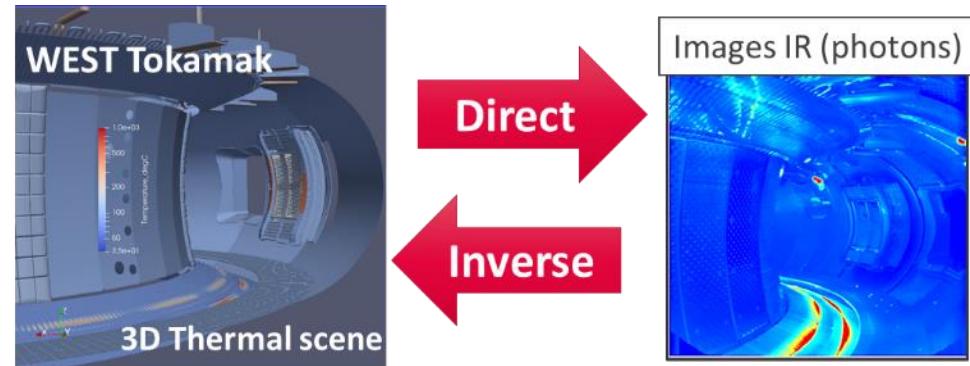
- ✓ Qualitative analysis: presence of false hot spot in the image
- ✓ Quantitative analysis: high surface temperature error



Une approche numérique pour résoudre le problème de mesure IR ?

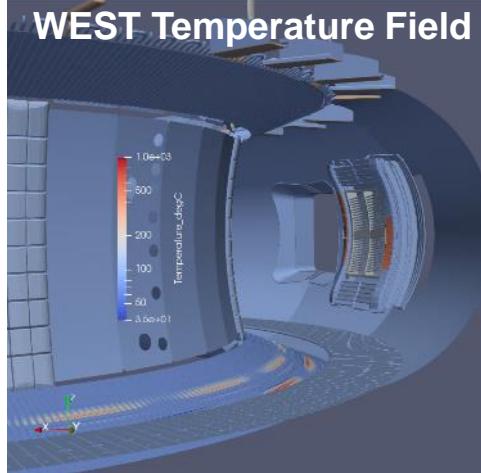
Basée sur

- Une **modélisation directe**: de l'observable à la mesure IR
- Un **traitement inverse**: de l'image IR à la température



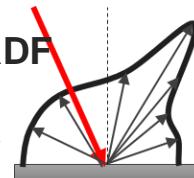
Le modèle direct

1 3D THERMAL SCENE

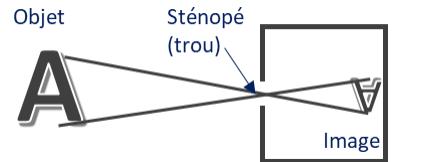


2 MATERIALS OPTICAL PROPERTIES

EMISSIVITY, REFLECTIVITY



3 CAMERA MODEL



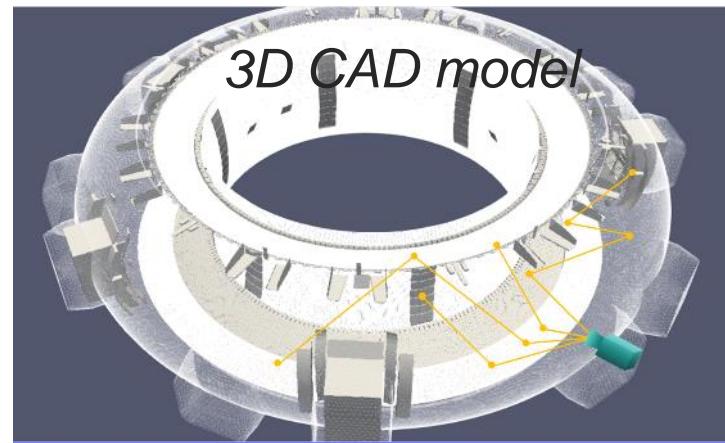
PSF

quel apports de l'intelligence artificielle ?"

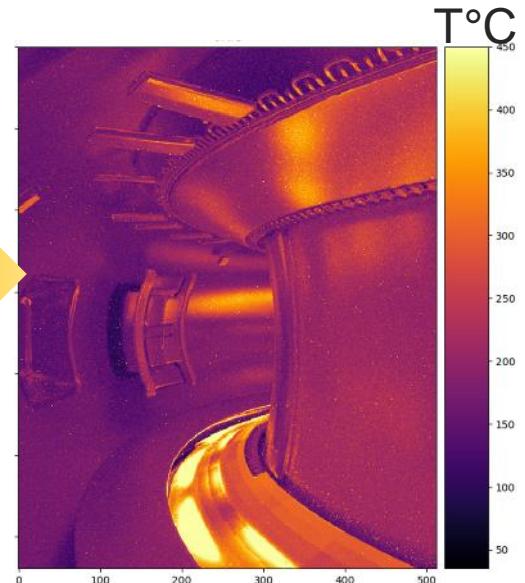
Un jumeau numérique capable de reproduire très fidèlement l'image IR d'un tokamak en opération, en intégrant l'ensemble des phénomènes physiques intervenant dans la chaîne de mesure: de la scène observée à la caméra

4

PHOTON TRANSPORT MODEL



INFRARED SYNTHETIC IMAGE



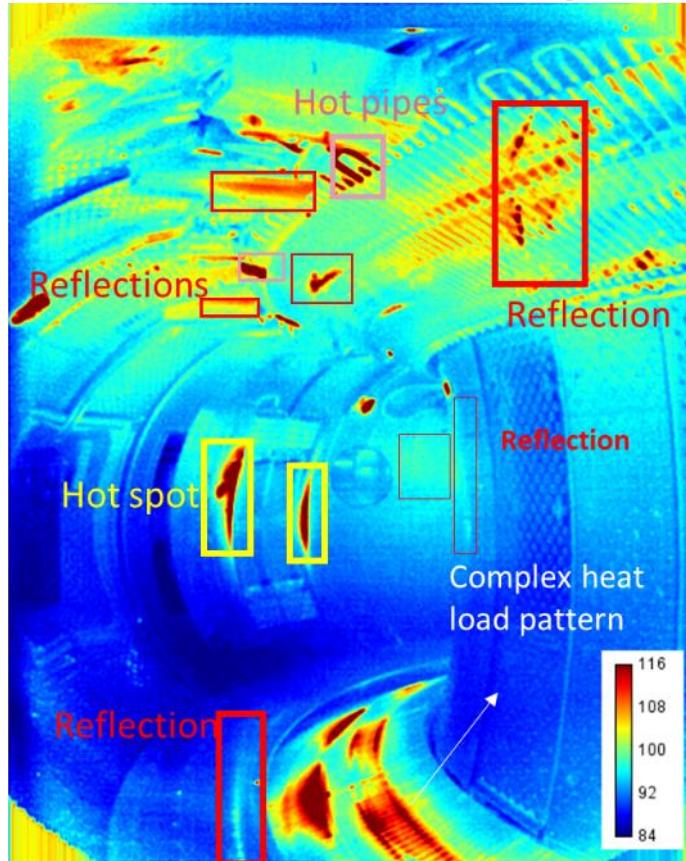
Les faisant appel à un modèle en thermique,

Resultat du modèle direct sur camera grand angle de WEST

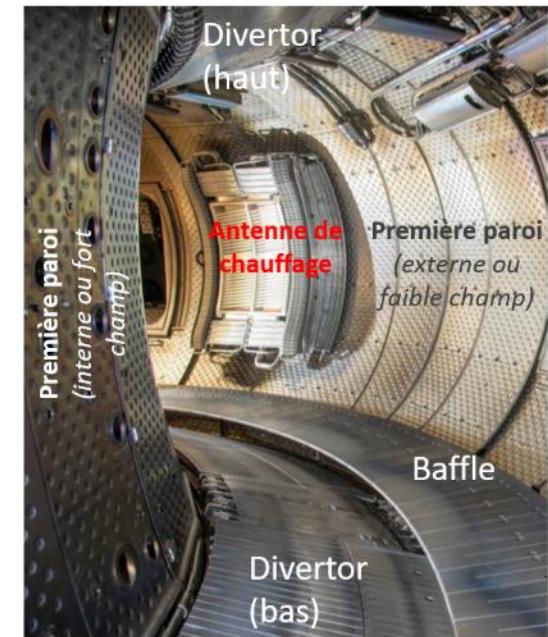
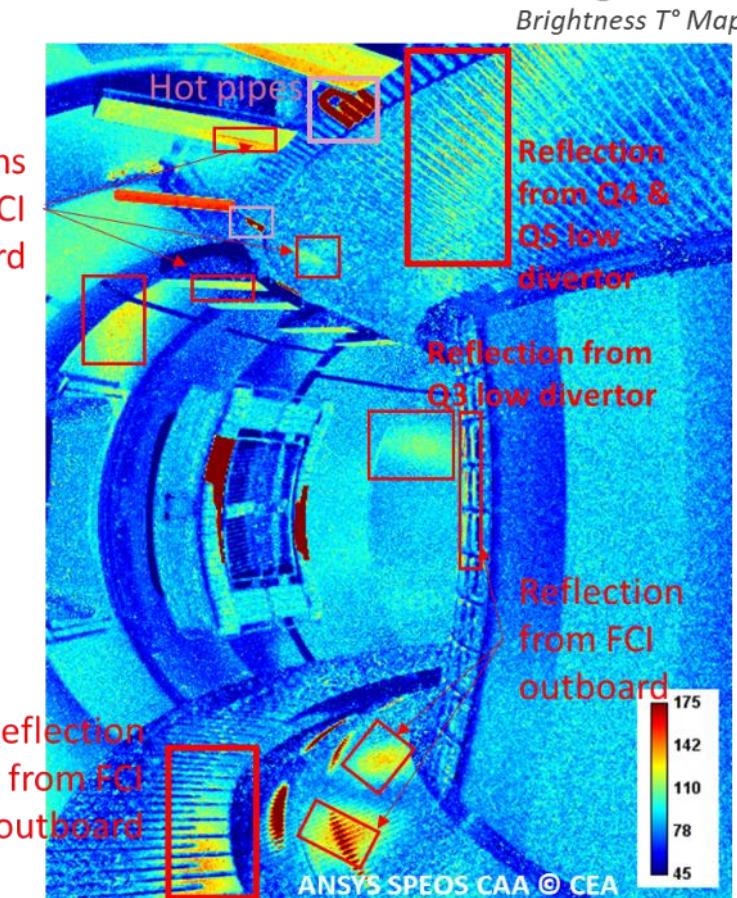
WEST wide angle TG view

Experimental IR Image

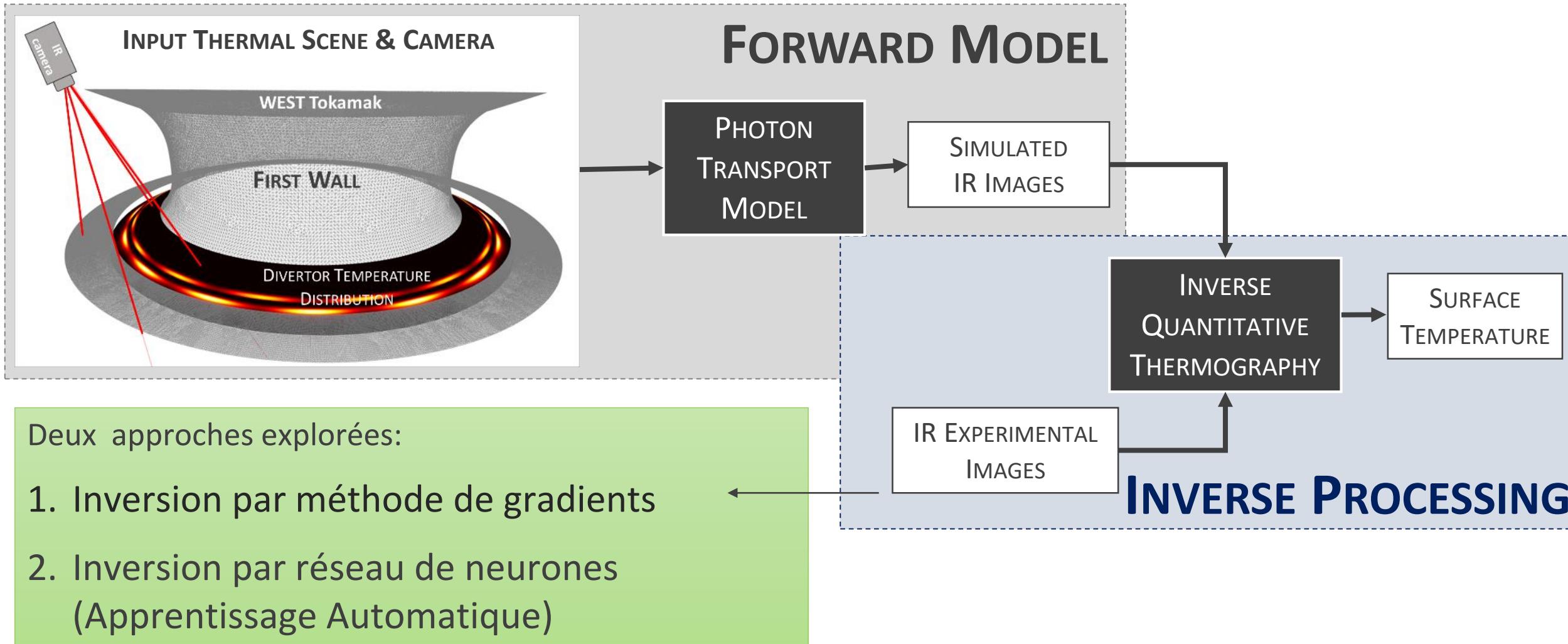
#Pulse 55210 @ 7s($I_p=500$ kA, 4.4MW LH + 0.7MW FCI)
Brightness T° Map



Simulated IR Image



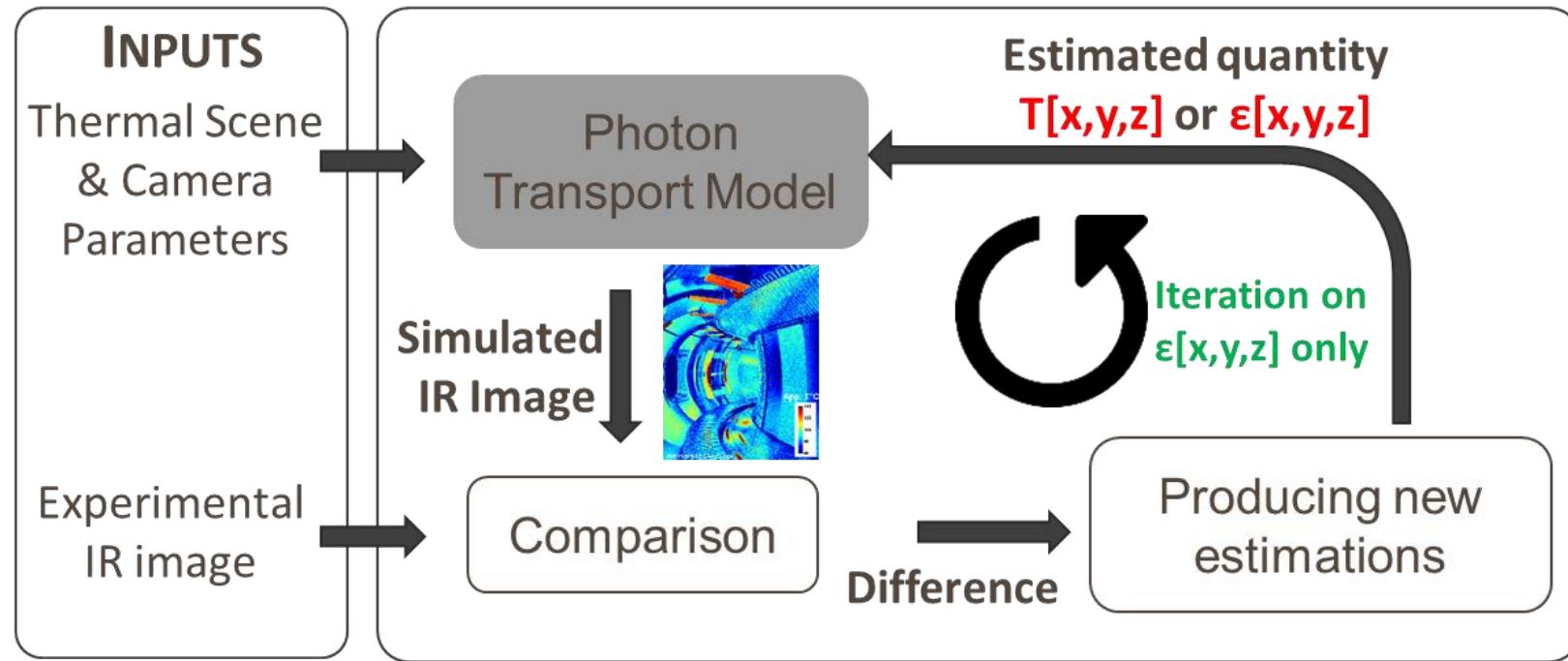
Le traitement inverse: 2 approches étudiées



Première approche: Inversion paramétrique par méthode des gradients

Principe

- Trouver les paramètres du modèle afin de faire correspondre la sortie du modèle aux observations (image IR expérimentale)



Points clef d'étude:

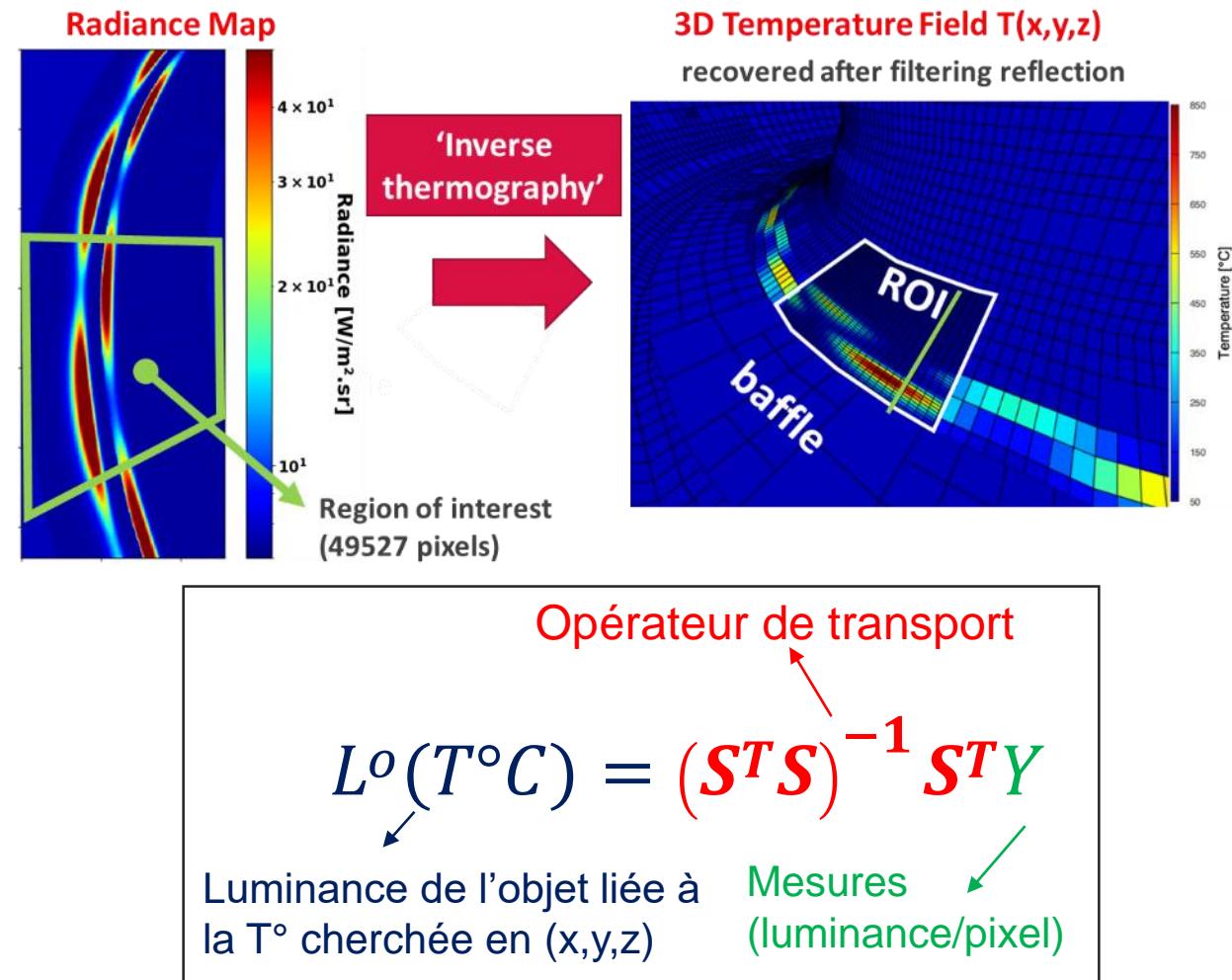
- Le choix du modèle de transport de photons appelé dans la boucle itérative
- Algorithme d'optimisation pour converger vers une solution unique

Première approche: Inversion paramétrique par méthode des gradients

- De bons résultats obtenus sur géométrie simplifiée du tokamak avec l'**hypothèse de surface diffuse**
- Estimation des températures et des émissivités séparément
 - ✓ Emissivités estimées, en amont des opérations, sur des scènes de T° uniformes et connues (entre pulses, phase de conditionnement)
- Estimation des températures ramenée à un problème inverse linéaire (sans itération)
- Estimation des paramètres sur les éléments 3D (et non sur les pixels)
- Pas d'a priori sur la distribution des températures

Limites

- Hypothèses de surface diffuse
- Inversion matricielle de l'opérateur de transport de dimension $m \times p$ avec m nombre de mesures (pixels) et p nombre de paramètres à estimer



Thèse C.Talatizi (2017-2021) co encadré avec
IUSTI (F. Rigollet) + M. Le Bohec post doc
in thermique,

Deuxième approche: Inversion par réseau de neurones

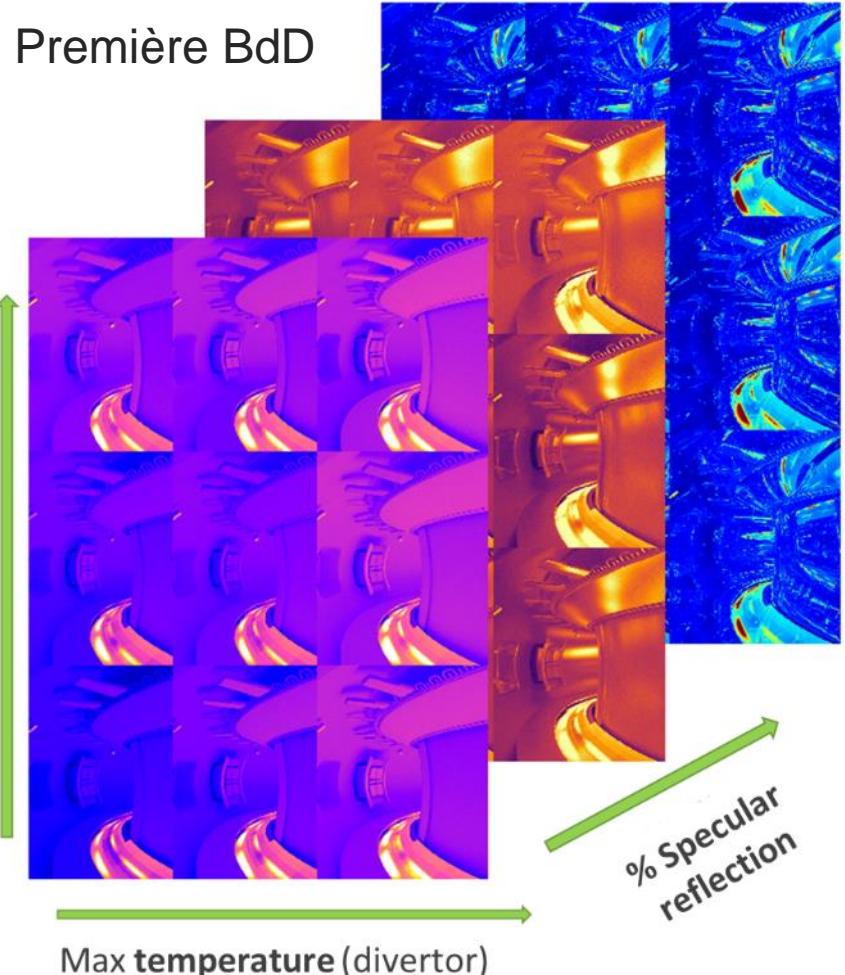
Principe:

- Apprentissage automatique d'un système à partir de données (sans programmation explicite)
- Architecture de réseau neuronal

Points clefs d'étude:

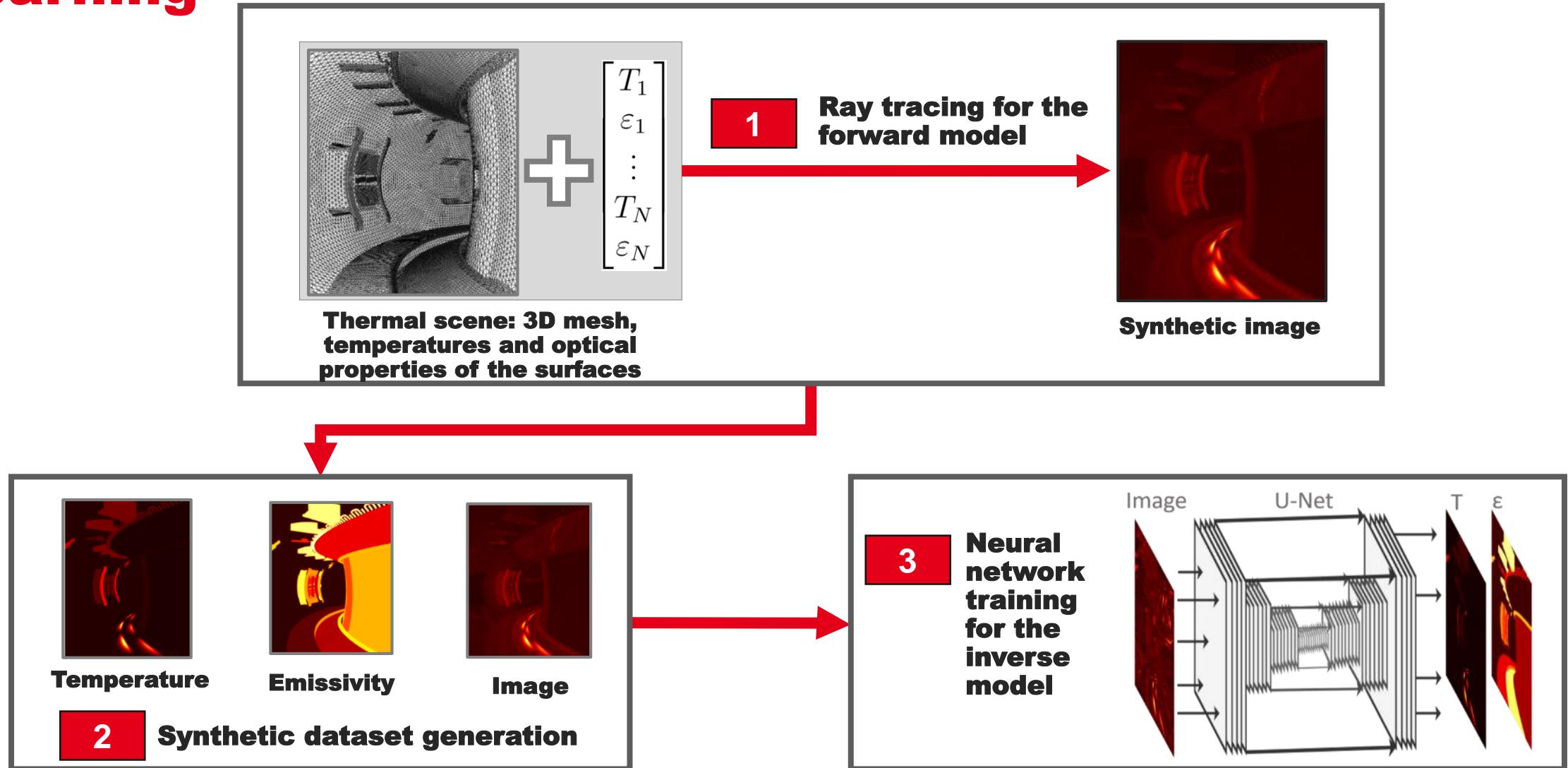
1. La construction d'une base de données simulées d'entraînement optimal → **à priori sur la scène thermique**
2. Le modèle d'apprentissage profond (architecture du réseau de neurones)

Première BdD

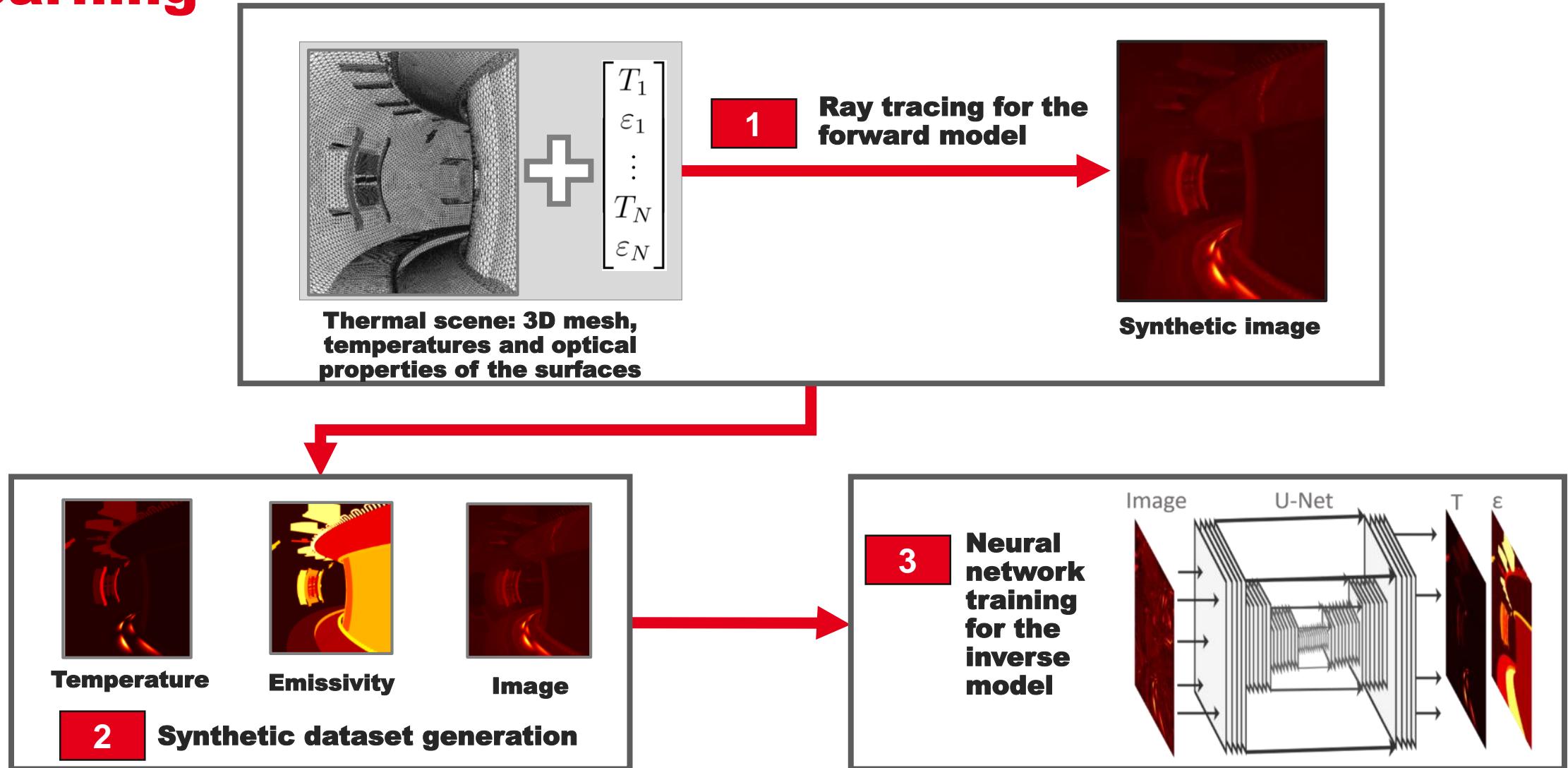


Thèse A. Juven (2021-2024) +
R. Brunet post-doc

Model inversion from simulation-assisted machine learning

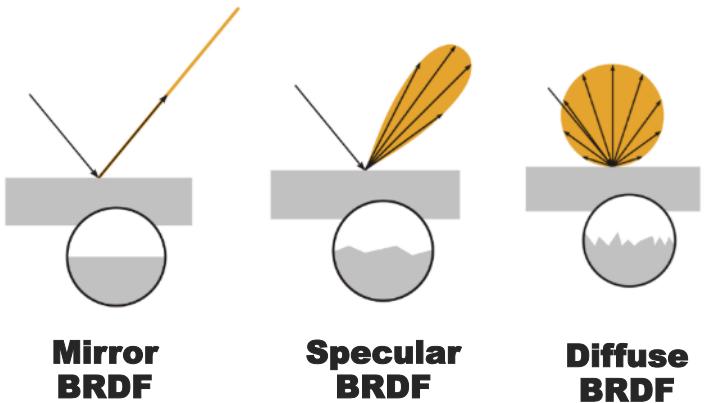


Model inversion from simulation-assisted machine learning



Gratiis: a fast GPU ray tracer

Able to simulate infrared images taking into account complex surface properties (emissivity and reflectivity models – through BRDF*).



Based on Monte Carlo ray-tracing solving the rendering equation, requiring high number of iterations to converge towards realistic synthetic image

Fast implementation enabling large datasets suitable for machine learning.

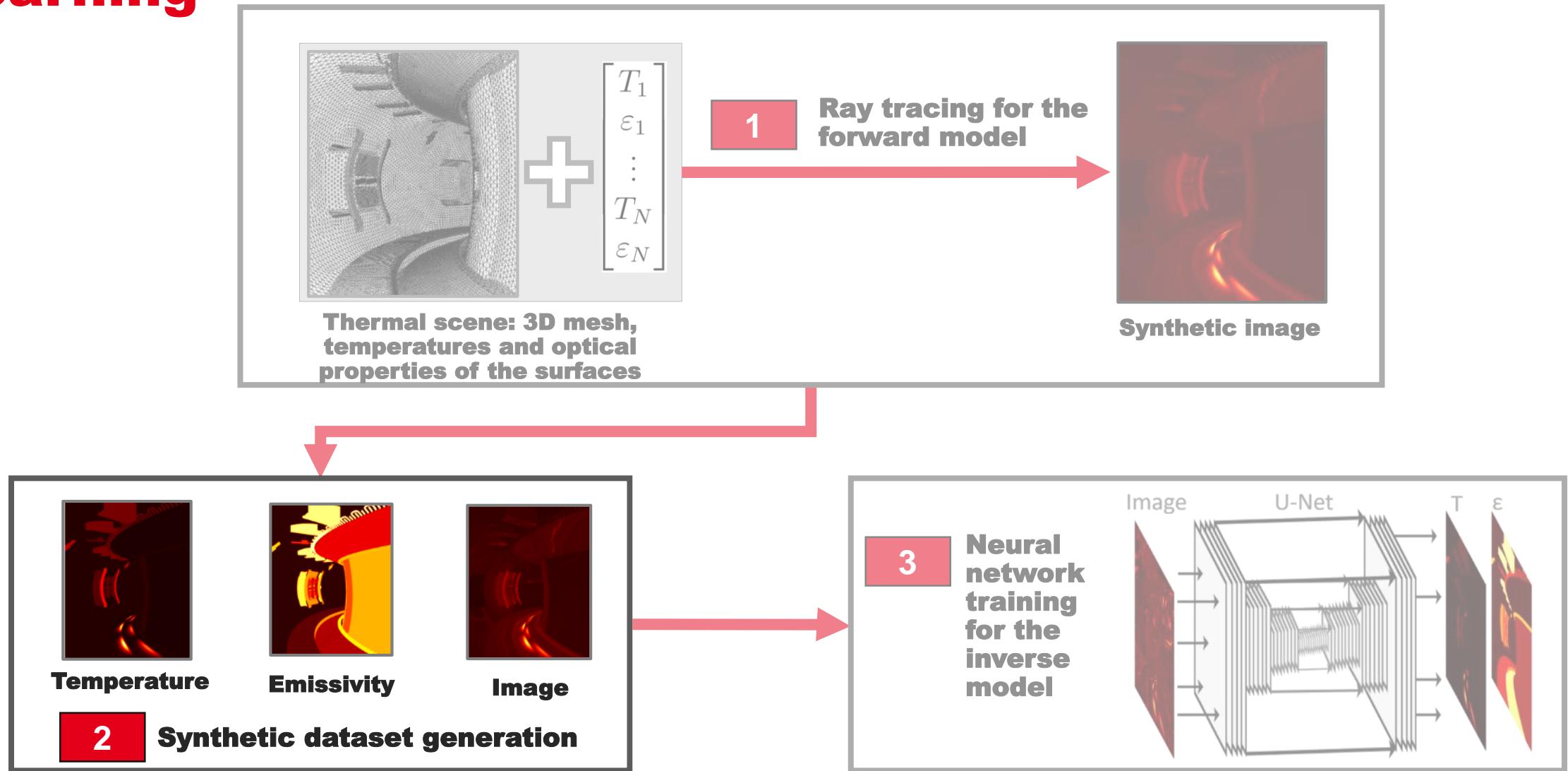
- One to ten minutes per image.
- Implementation on the GPU (x40 speedup compared to CPU).



Simulation of a simple scene: the Cornell Box

* *BRDF Bidirectional Reflectivity Distribution Function*

Model inversion from simulation-assisted machine learning



Generation of the synthetic dataset

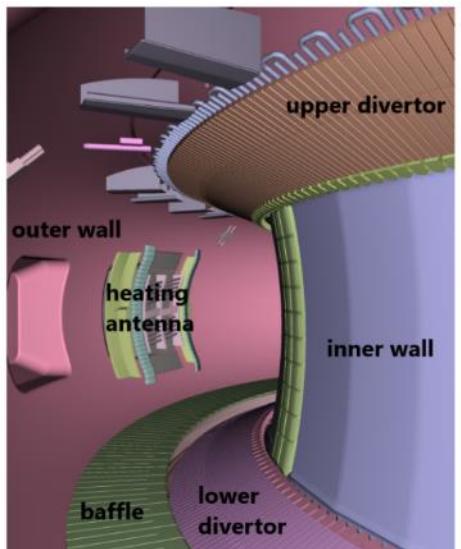
Generation of large dataset (~ 50 000 images) by changing thermal and optical scenarios.

A detailed 3D mesh of the tokamak was created (36 different components, ~2M triangles of ~2cm width).

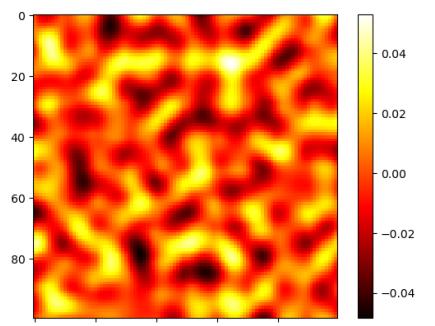
Hypothesis for the surface properties:

- **Phong reflection** : 4 parameters (diffuse part, specular part, mirror part, specular Gaussian width).
- Uniform temperature and reflection property (BRDF) for each main in-vessel component, **with texture noise applied** and **random Gaussian heat points**.
- Non-uniform temperature on the lower divertor (parameterized function).
- Real **experimental heat patterns** used for heating antennas.

Small camera parameter variations between each image.

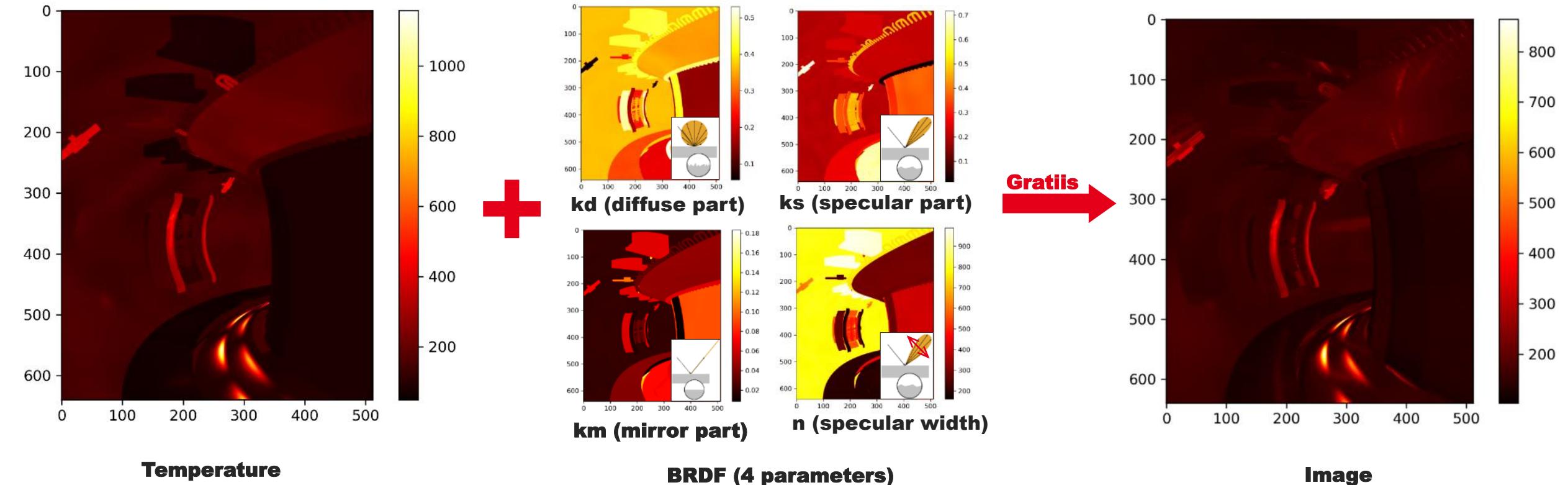


3D model

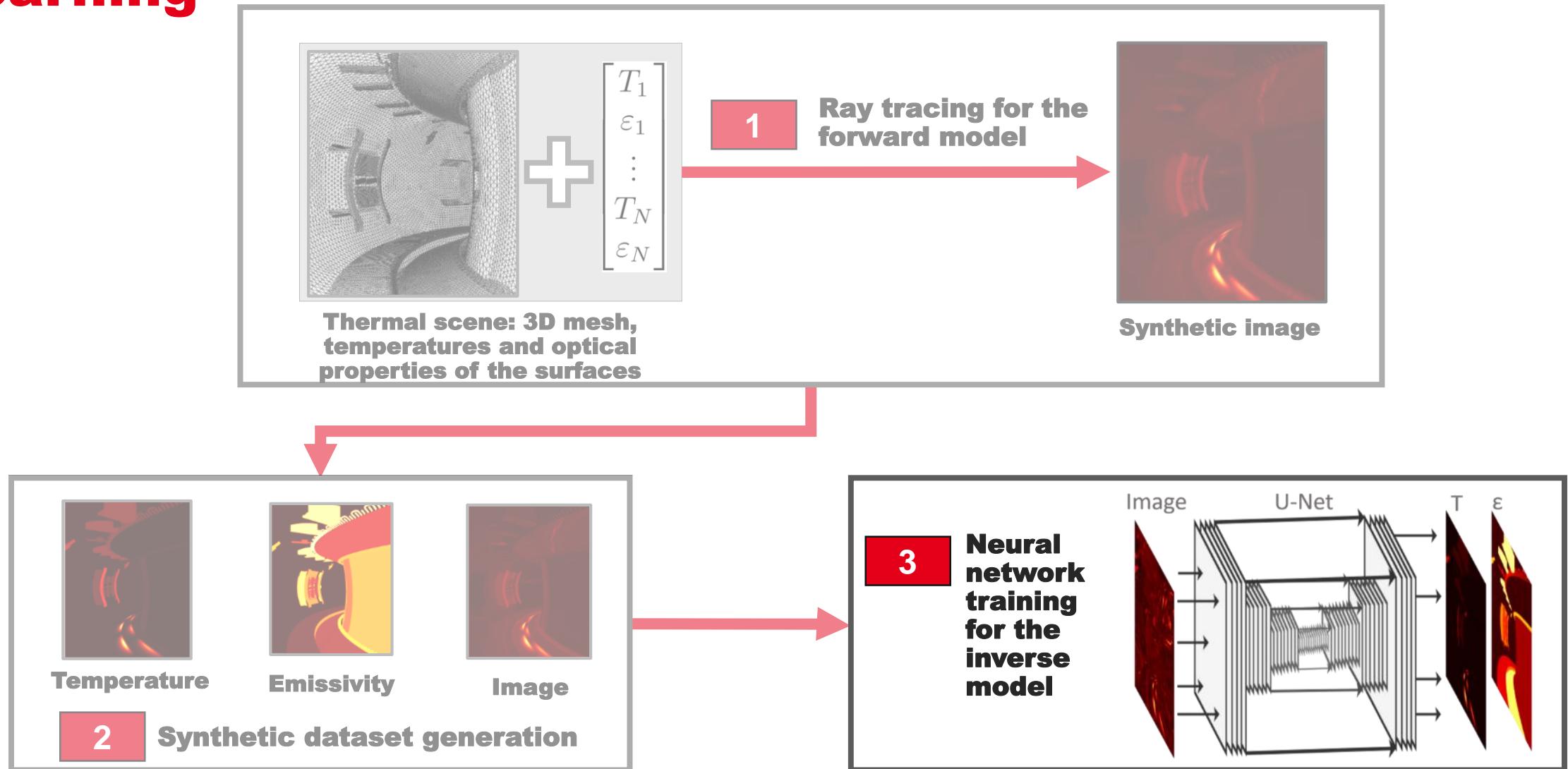


Random noise field

Example of generated sample in the dataset



Model inversion from simulation-assisted machine learning



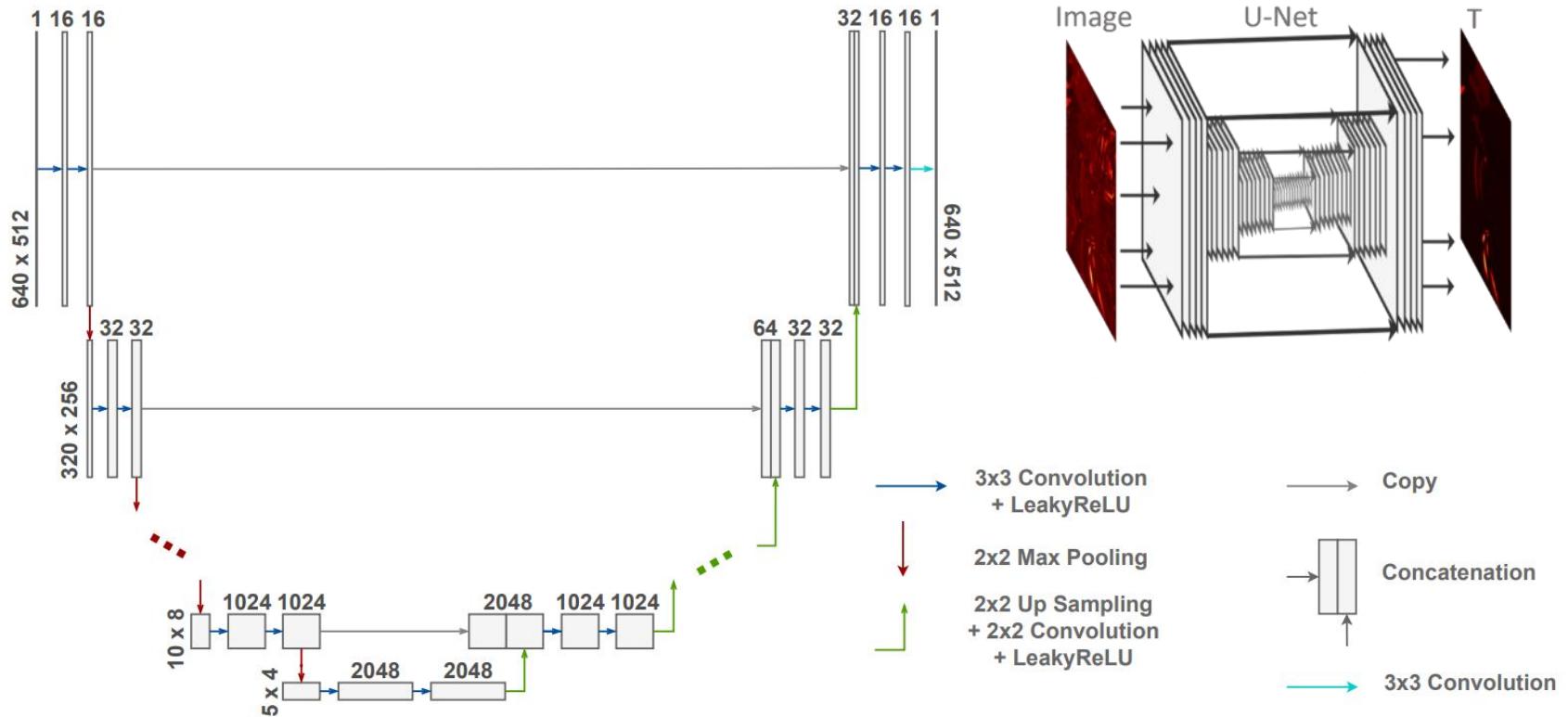


Learning phase of inverse neural network

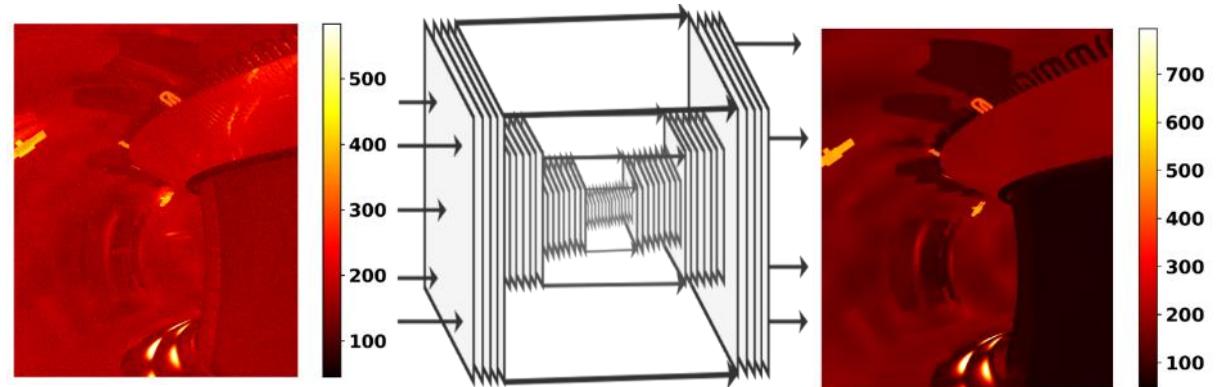
Implementation of a U-Net,
« image to image »
convolutional neural network

The network takes the IR
image as input and returns
the temperature map

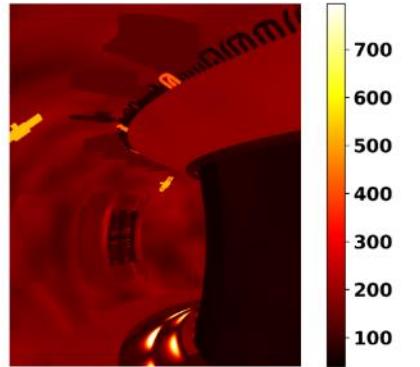
The learning is performed on
10000 examples from the
synthetic dataset



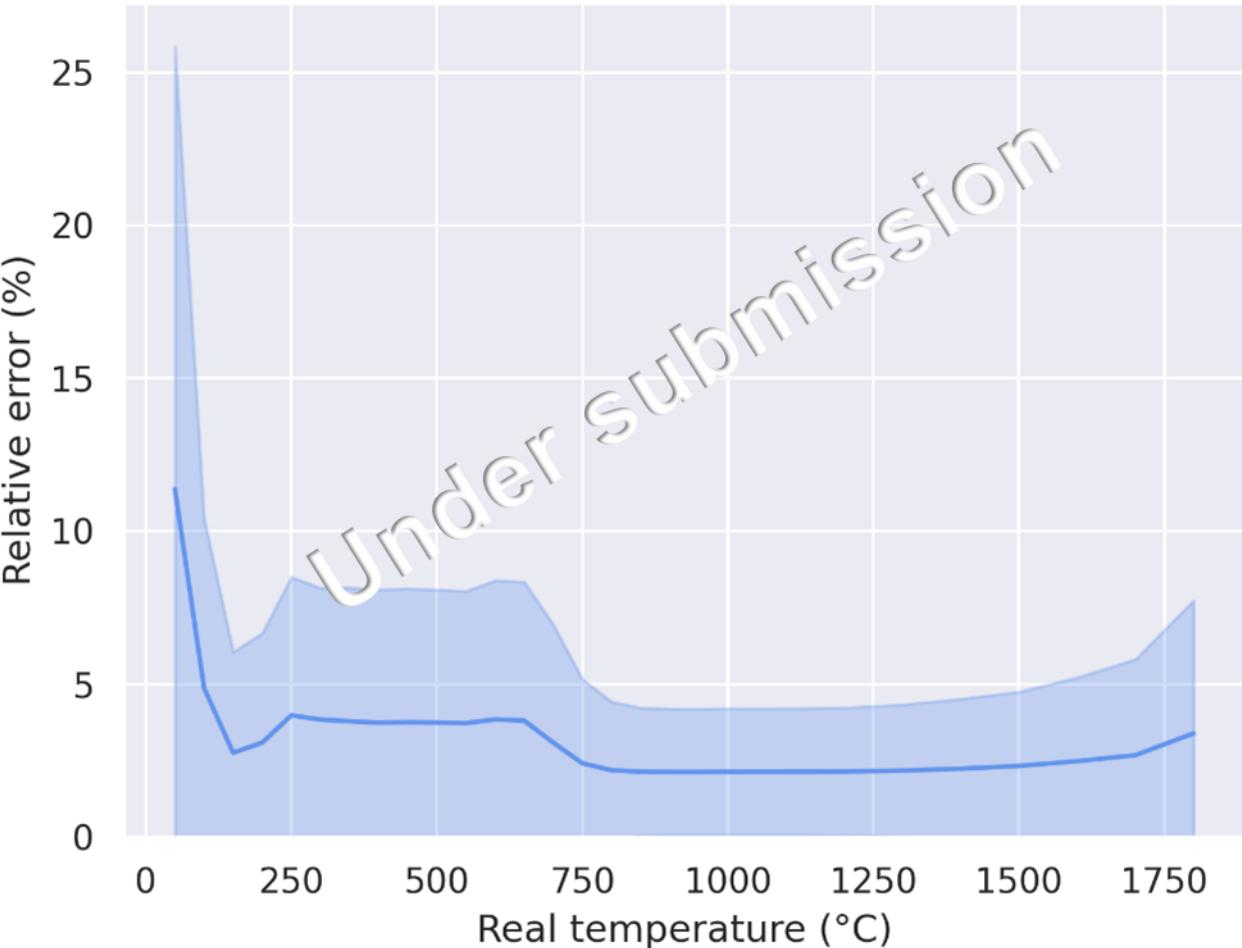
Error on the testing set



Noisy simulated image



Real temperature



Mean ($\pm\sigma$) temperature prediction error in function of the real temperature



Conclusion

Encouraging results to improve surface T° measurement in reflective environment with ML

- ✓ Proven on tokamak digital twin (WEST-like) on wide angle TG view
 - ✓ Able to solve entire image (512x640 pixels)
 - ✓ Surface temperature estimated with an accuracy <5% **without knowing emissivity/brdf values (but with a-priori on spatial distribution)**
- **Requires to get a “good idea” of thermal scene model (temperature, emissivity distribution)**

Under investigation:

- ✓ **how much we are dependent to a-priori distribution**
- ✓ **Illness problem: how to discriminate hot spot (T° increase) from surface change (emissivity increase)**