

Thermographie Inverse : accéder aux températures d'une scène thermique par comparaison entre images thermographiques réelles et leur modèle (rendu infrarouge)

Fabrice Rigollet, IUSTI UMR CNRS 7343, Aix Marseille Université (AMU), Marseille, fabrice.rigollet@univ-amu.fr

- Travaux de thèse de **Charly Talatizi** (2021), co-encadrement **M. H. Aumeunier** (CEA/IRFM), **C. Le Niliot** (AMU)
- Travaux de post-doctorat de **Mickael Le Bohec** (2019-2021), AMU, CEA/IRFM
- Collaboration initiée avec la plateforme **EDstar** (**V. Forest**, **V. Eymet**, **L. Penazzi**, ...)
- Premiers résultats de calculs thermiques urbains à IUSTI (CityVox) : **Jérôme Vicente** jerome.vicente@univ-amu.fr

Thermographie quantitative en Tokamak

Le « canyon » métallique du Tokamak ASDEX-UG est propice aux réflexions multiples (cadres blancs) du flux initialement émis par les murs verticaux de gauche et de droite (outer et inner target).

Image visible

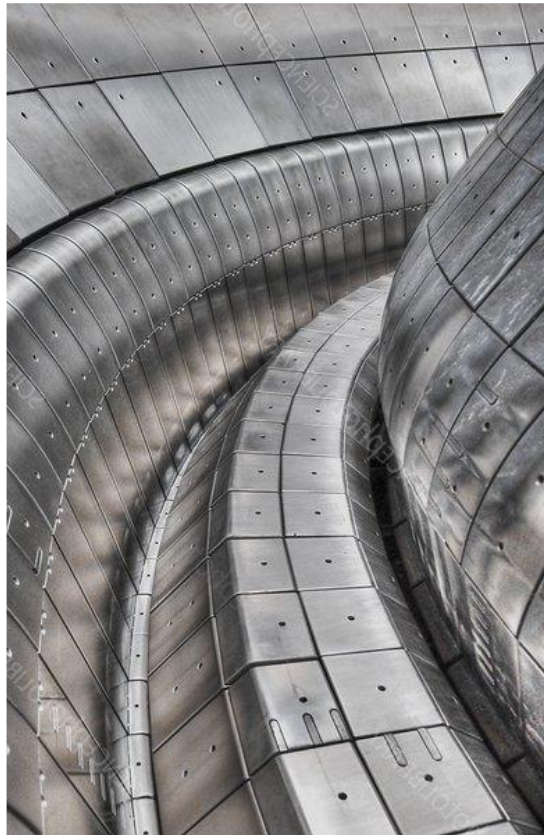


Image infrarouge
MWIR Camera (#Pulse 32858)

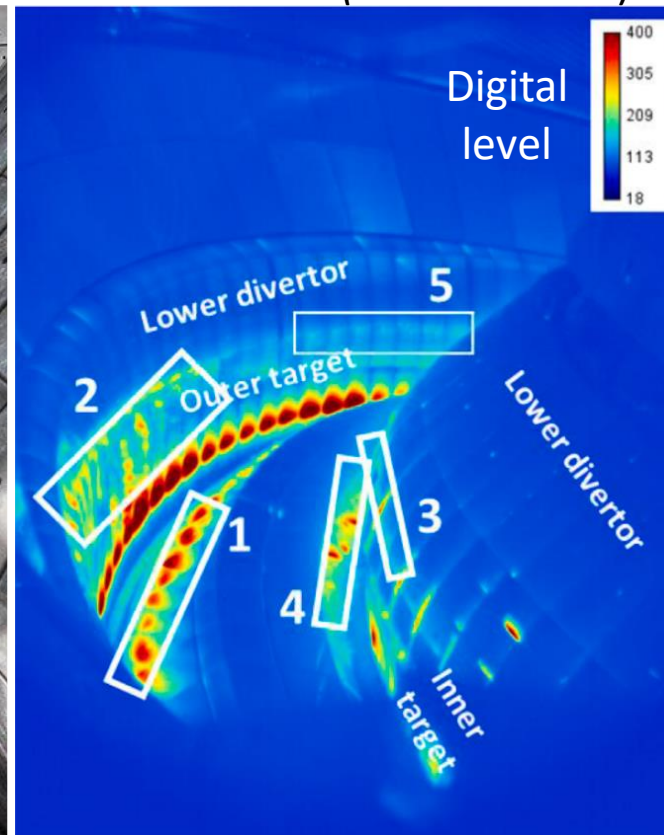
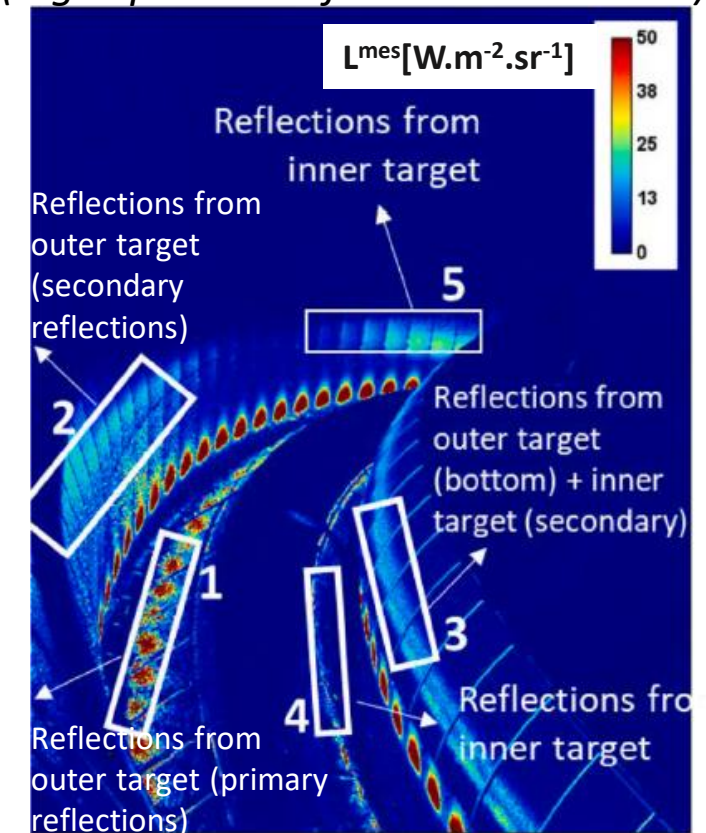
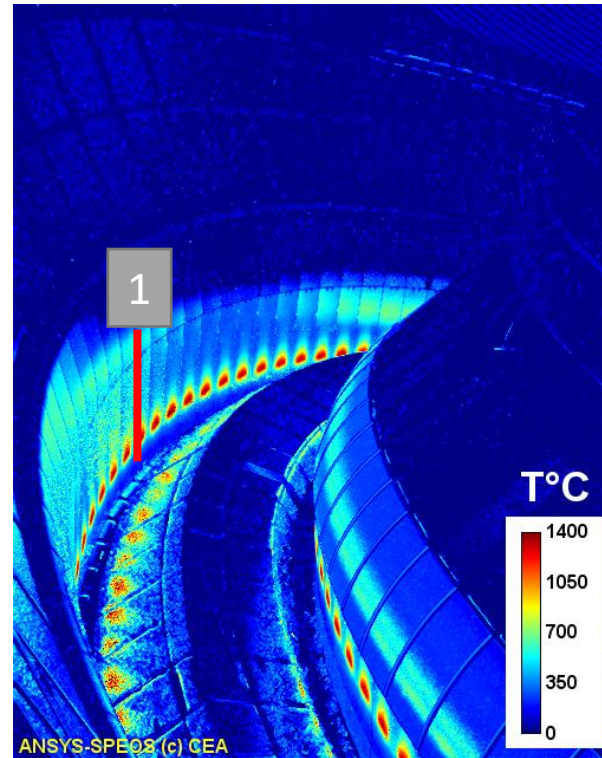
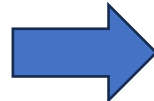
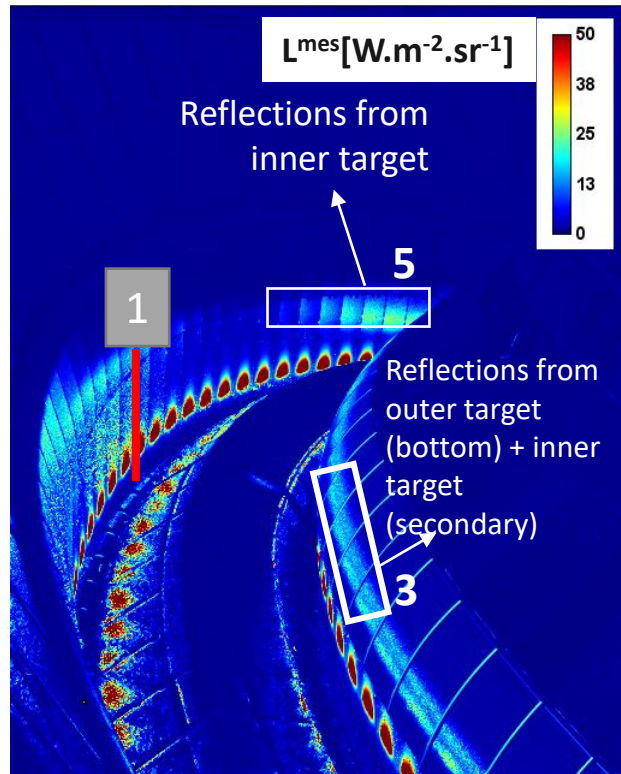


Image IR simulée (ANSYS-SPEOS, Backward MC-RT)
(high specular reflectance materials)

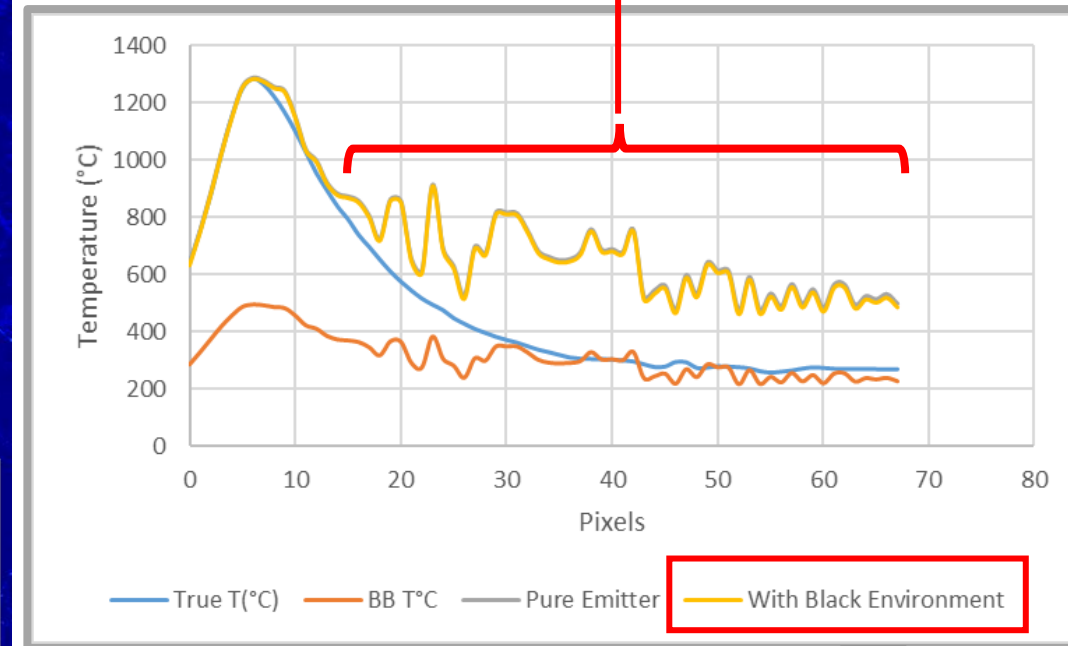


Thermographie quantitative en Tokamak : conversion « classique » dans l'espace image

$$T^{\text{en environnement noir}} = T^{\text{en}} = \frac{c_2}{\lambda_0} \frac{1}{\ln \left(1 + \frac{\pi c_1 \lambda_0^{-5} \Delta \lambda \varepsilon}{L^{\text{mes}} - (1 - \varepsilon) L^0(T_{\text{env}})} \right)} [K]$$



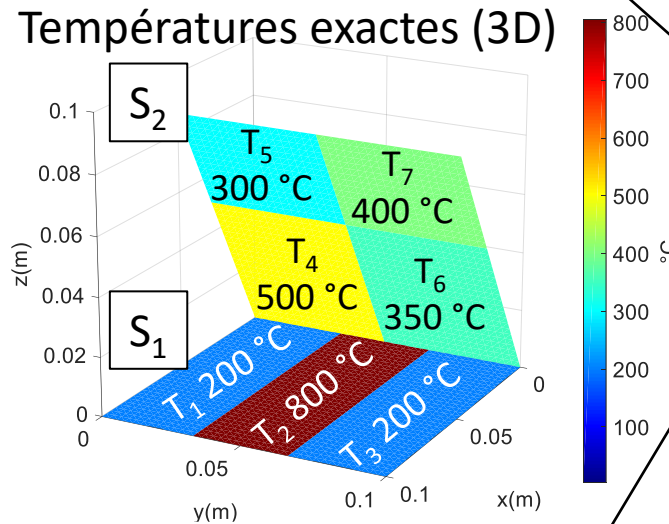
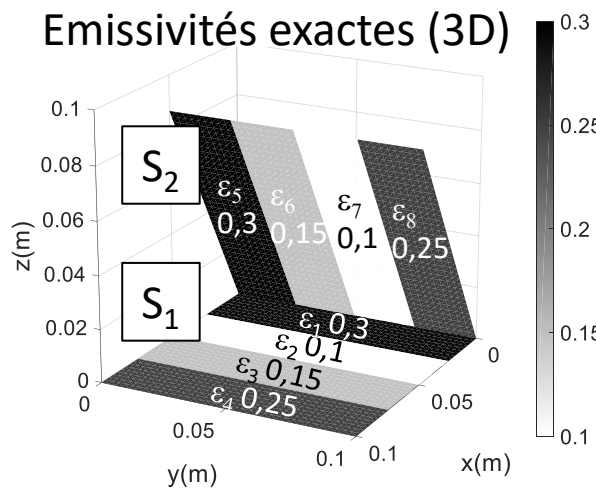
Mauvaise reconstruction des températures moyennes et basses à cause des réflexions mal décrites



Profils le long de la verticale 1

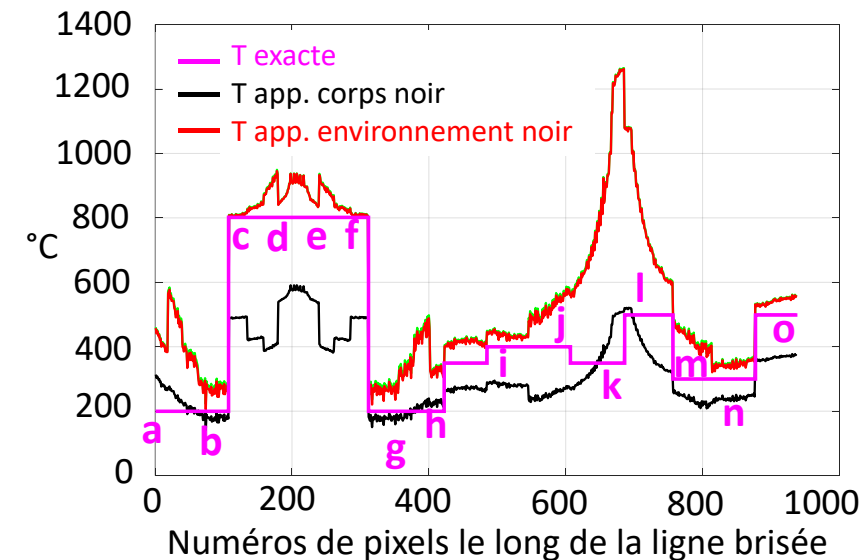
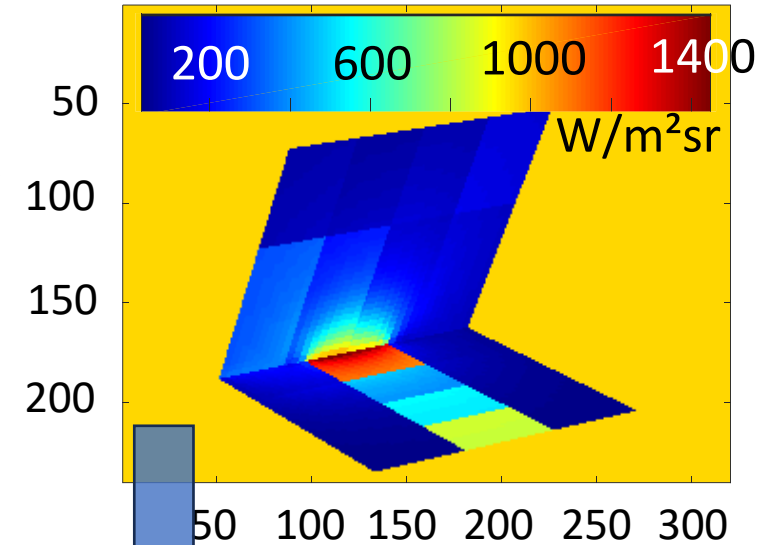
Conversion "Classique" **pixel par pixel** des luminances en temperature, en supposant une **émissivité** affectée à chaque pixel et **un environnement noir à T_{env} connue** (machine thermalisée avant un choc plasma)

Principe sur une scène plus simple, propice aux réflexions multiples (mais surfaces diffuses), avec data simulées

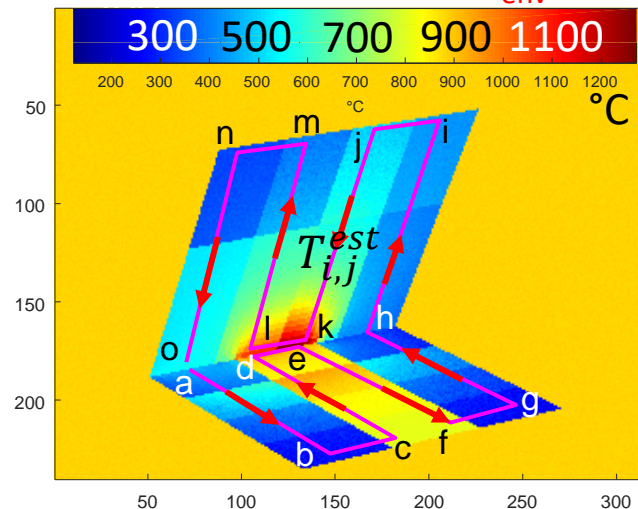


Caméra IR, 240 lig,
320 col, étalonnée
en luminance dans
la fine bande $\Delta\lambda =$
 $0.8\mu\text{m}$ autour de
 $\lambda_0 = 4.1\mu\text{m}$

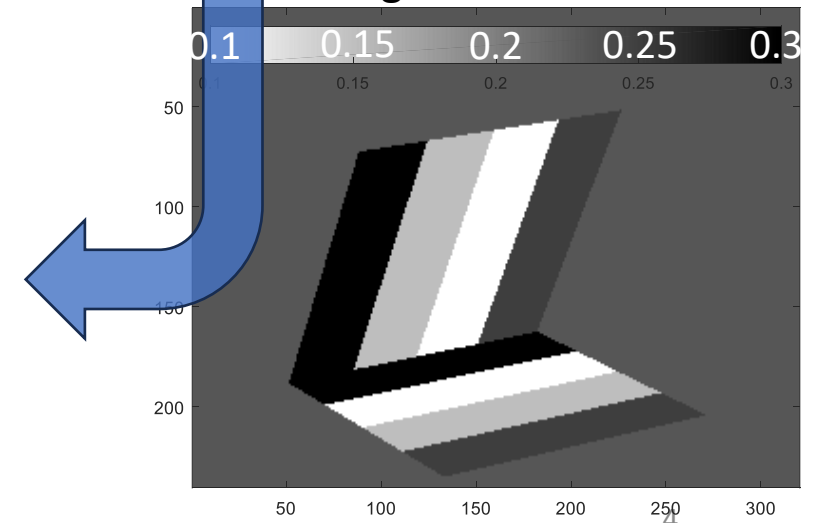
Image IR bruitée (2D)



T avec environnement noir à T_{env} connue (90°C)

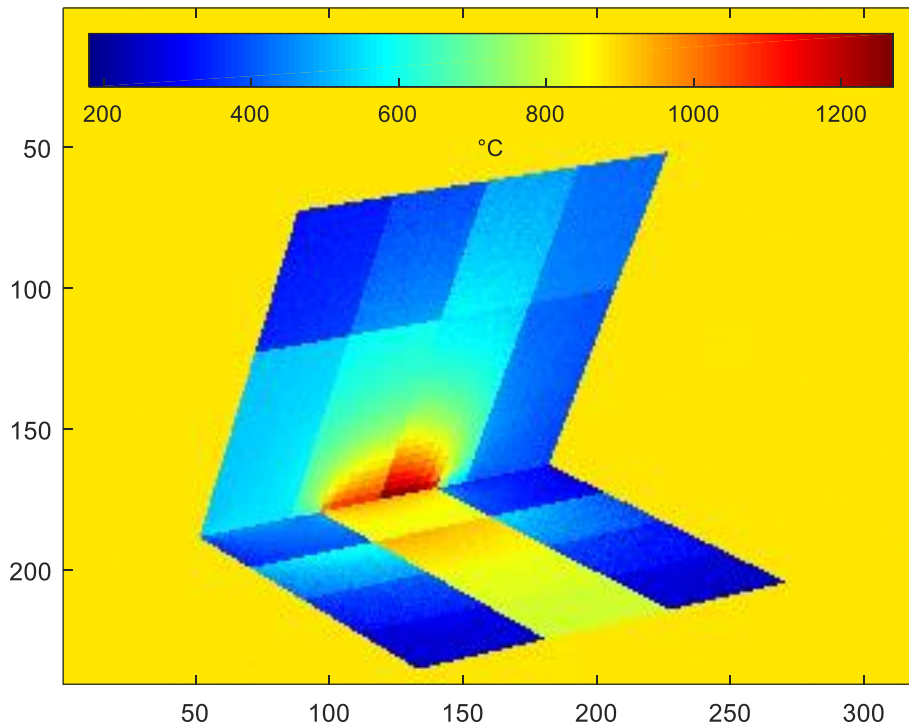


'image' des émissivités



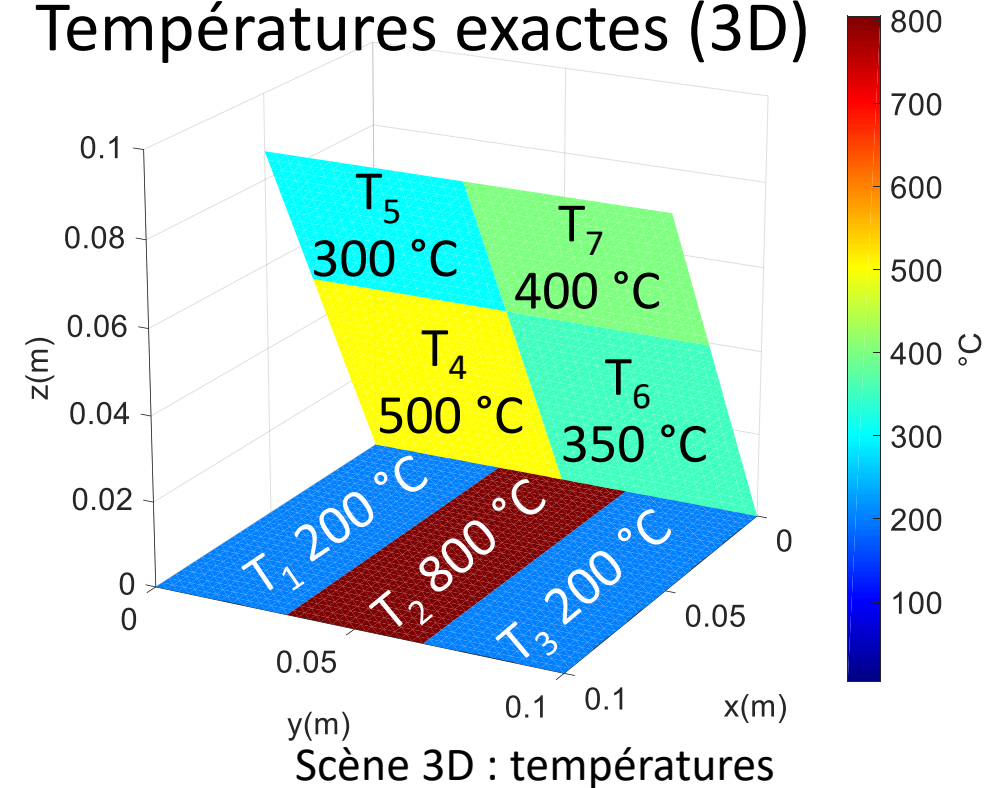
Principe sur une scène plus simple, propice aux réflexions multiples (mais surfaces diffuses), avec data simulées

T reconstruites (2D) avec environnement
noir à T_{env} connue (90°C)

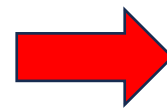


\neq

Températures exactes (3D)



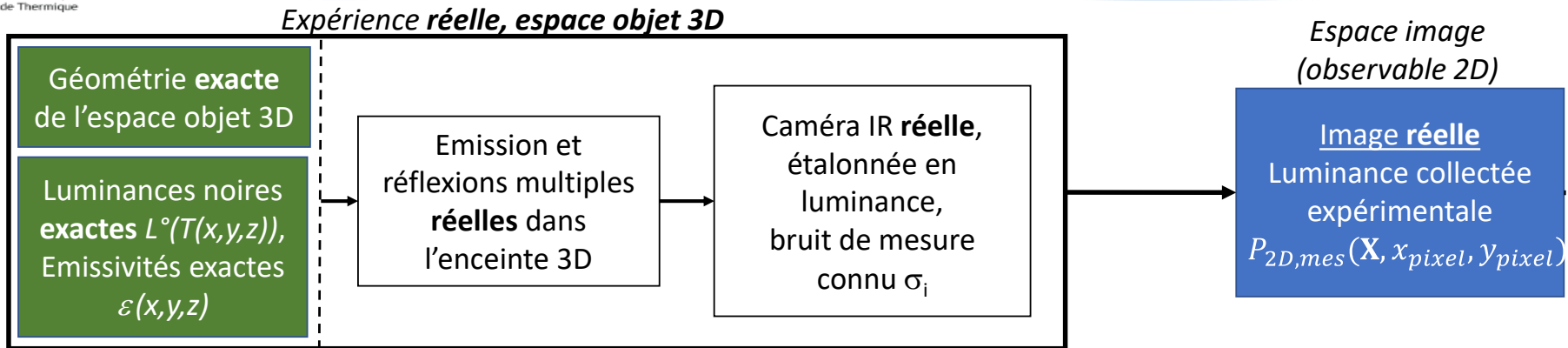
L'environnement noir 'vu' par chaque pixel
est donc en général une mauvaise
hypothèse



Proposition :

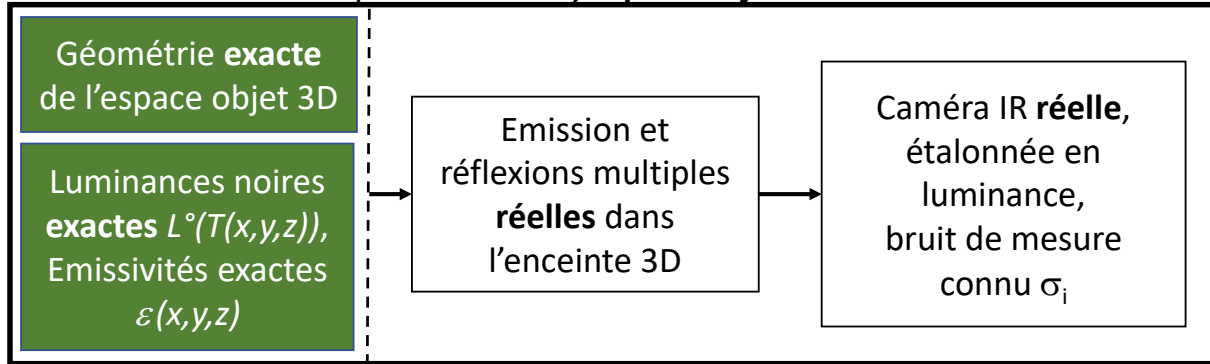
- modéliser l'observable en tenant compte des réflexions multiples
- résoudre un problème inverse

Thermographie inverse : minimisation d'un coût (mesure-modèle)

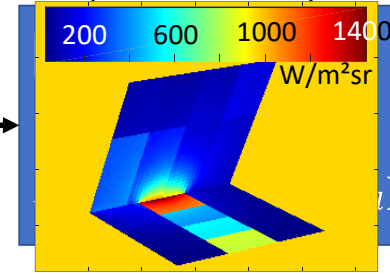


Thermographie inverse : minimisation d'un coût (mesure-modèle)

Expérience réelle, espace objet 3D

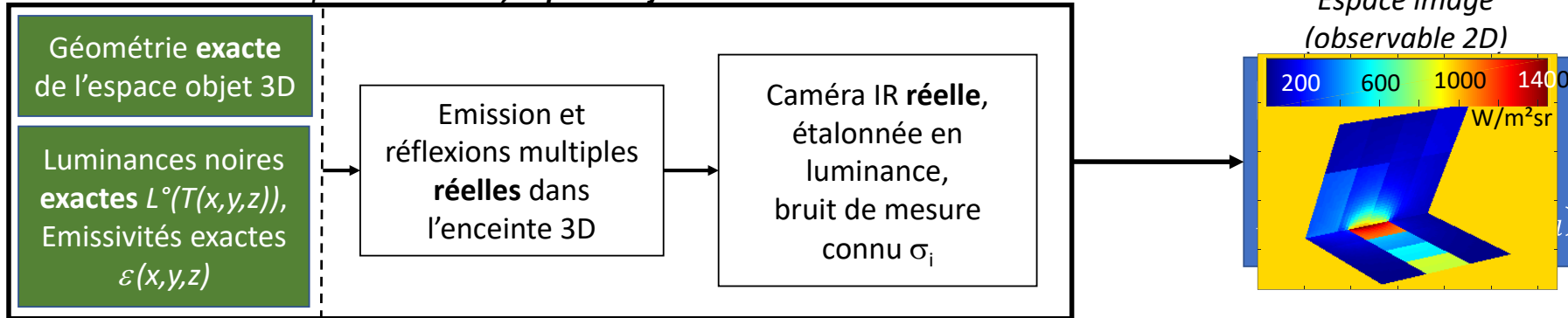


*Espace image
(observable 2D)*

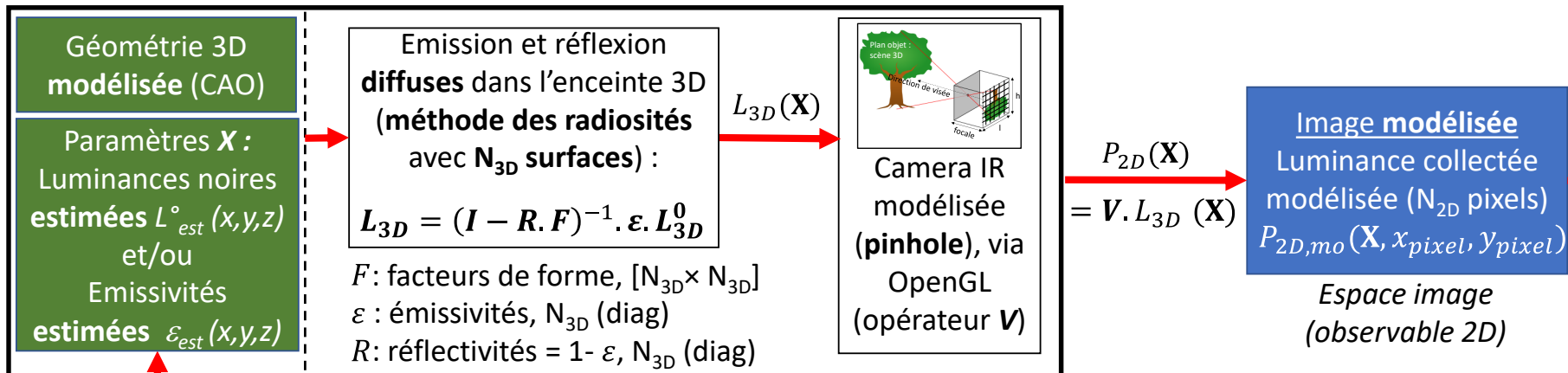


Thermographie inverse : minimisation d'un coût (mesure-modèle)

Expérience *réelle*, *espace objet 3D*

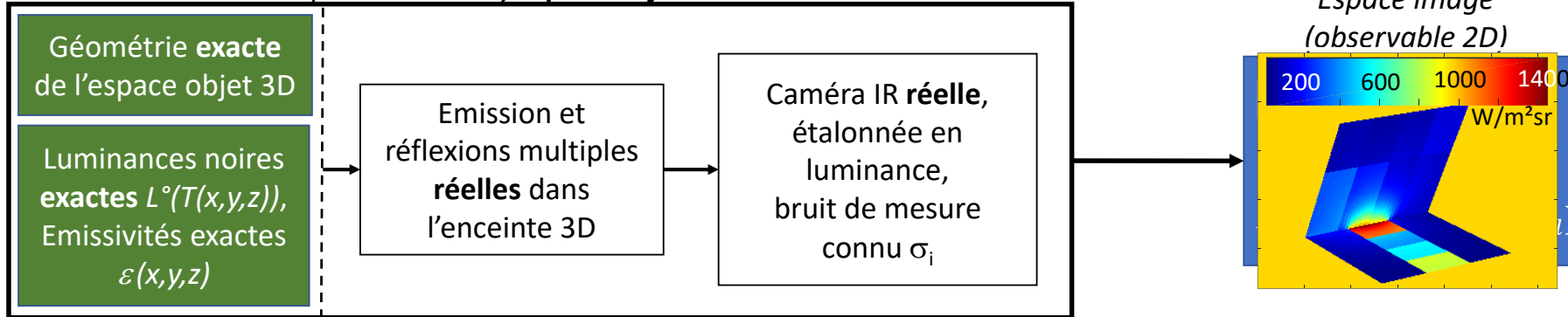


Expérience *modélisée* ('modèle direct'), *espace objet 3D*

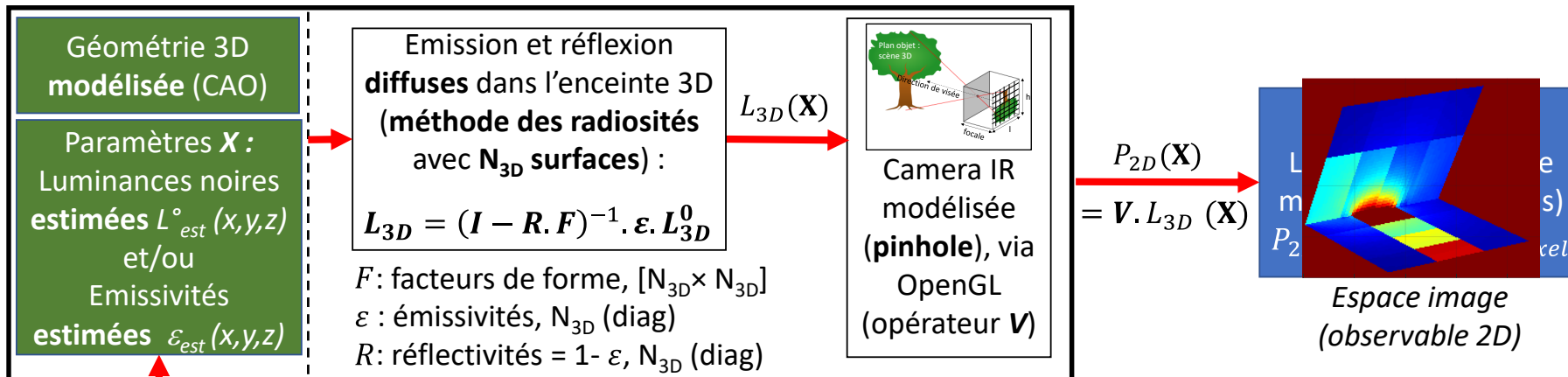


Thermographie inverse : minimisation d'un coût (mesure-modèle)

Expérience *réelle*, *espace objet 3D*

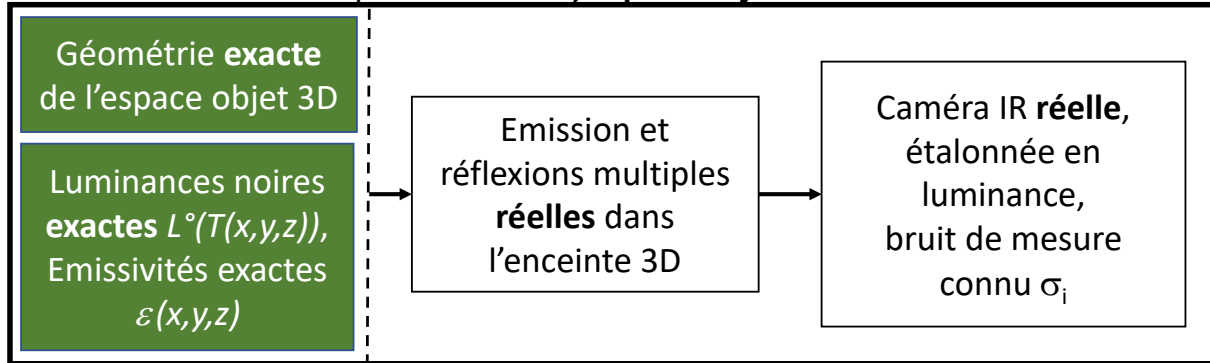


Expérience *modélisée* ('modèle direct'), *espace objet 3D*

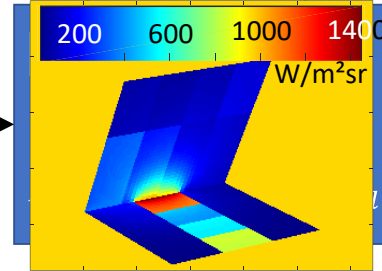


Thermographie inverse : minimisation d'un coût (mesure-modèle)

Expérience *réelle*, espace objet 3D



Espace image
(observable 2D)

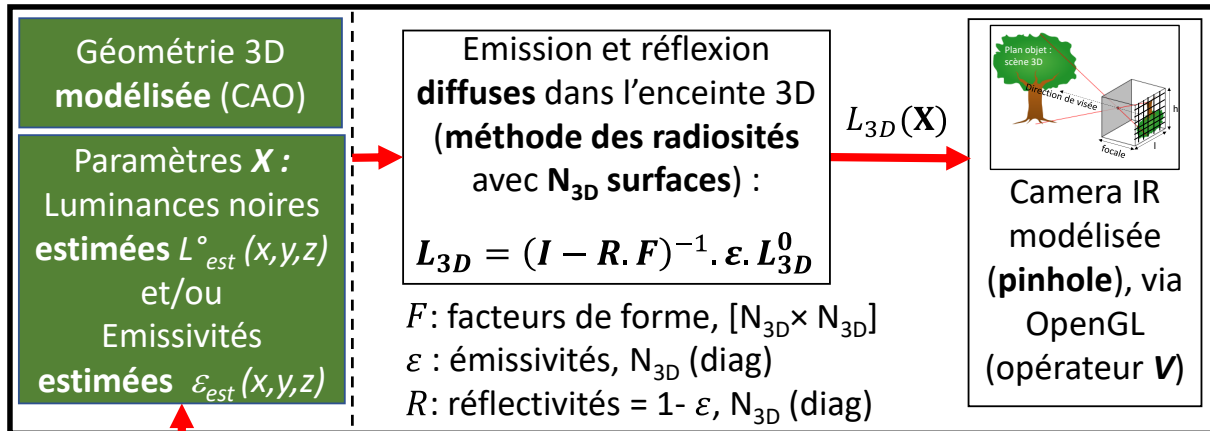


Sélection de
m pixels sur
une ROI

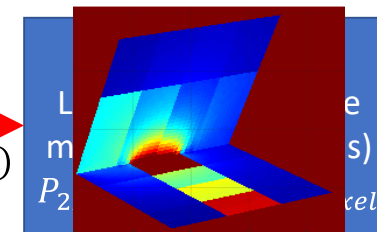
Fonction coût type 'moindres carrés'

$$J(\mathbf{X}) = \sum_{\text{pixel } i=1}^m \left[\frac{(P_{ROI,mes,i} - P_{ROI,mo,i}(\mathbf{X}))}{\sigma_i} \right]^2$$

Expérience *modélisée* ('modèle direct'), espace objet 3D



$$P_{2D}(\mathbf{X}) = \mathbf{V} \cdot L_{3D}(\mathbf{X})$$



Espace image
(observable 2D)

Sélection de
m pixels sur
une ROI

*Itérations si
des $\varepsilon_{est}(x,y,z)$
sont estimées*

Mise à jour des paramètres estimés
 $\mathbf{X} = L^\circ_{est}(x,y,z)$ et/ou $\mathbf{X} = \varepsilon_{est}(x,y,z)$

Minimisation par méthode
de gradient (Gauss-Newton)

Modèle direct : radiosité 3D + OpenGL pour la projection 3D→2D

$$\underbrace{[P_{2D}]_{[N_{2D} \times 1]}}_{\text{Solution 2D (tous les pixels)}} = \underbrace{[V]_{[N_{2D} \times N_{3D}]}}_{\text{Projection 3D} \rightarrow \text{2D (OpenGL)}} \underbrace{[I - R(\varepsilon)F]^{-1}}_{[N_{3D} \times N_{3D}] \text{ Opérateur radiatif}} \underbrace{[\varepsilon L^0(T)]_{[N_{3D} \times 1]}}_{\text{Terme source}}$$

Puis choix de m pixels sur une Région d'Intérêt (ROI)



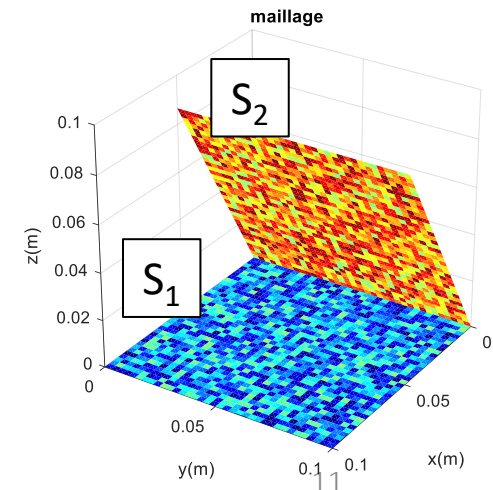
Observable =
Vecteur des m pixels $[P_{ROI}] [m \times 1]$

$R(\varepsilon)$ = matrice diagonale des réflectivités

F = matrice des facteurs de forme (précaculés par intégrales de contours ici)

ici N_{3D} = 2593 patches dans la scène

ici N_{2D} = 76 800 (320 x 240) et m = 22 597 pixels sur l'onglet



Modèle direct : radiosité 3D + OpenGL pour la projection 3D→2D

$$\underbrace{[P_{2D}]_{[N_{2D} \times 1]}}_{\text{Solution 2D (tous les pixels)}} = \underbrace{[V]_{[N_{2D} \times N_{3D}]}}_{\text{Projection 3D} \rightarrow \text{2D (OpenGL)}} \underbrace{[I - R(\varepsilon)F]^{-1}]_{[N_{3D} \times N_{3D}]}}_{\text{Opérateur radiatif}} \underbrace{[\varepsilon L^0(T)]_{[N_{3D} \times 1]}}_{\text{Terme source}}$$

S^{2D} = matrice de sensibilité du modèle = jacobien

Si paramètres = L^0

$$[P_{ROI}] = [S^{2D}] [\varepsilon L^0(T)] \quad \rightarrow \quad \text{Observable linéairement reliés aux } L^0(T)$$

\rightarrow Pb inverse :

$$\hat{L}_r^0 = ((S_r^{2D})^T S_r^{2D})^{-1} (S_r^{2D})^T (P_{ROI,mes} - S_c^{2D} \varepsilon L_c^0)$$

Si des $L^0(T_c)$ sont constants
(seuls $r L^0(T)$ sont estimés sur les N_{3D})

\rightarrow pas d'itération car matrice de sensibilité S^{2D} constante

$$\text{sensibilité à } L_j^0 = [S^{2D}]_j = \frac{\partial [P_{2D}]}{\partial L_j^0} = [V][I - RF]^{-1} \begin{bmatrix} [0 \ 0 \ 0] [\varepsilon_k] [\varepsilon_m] [\dots] [0 \ 0] [\varepsilon_n] [0 \ 0 \ 0 \ 0] \end{bmatrix}^T$$

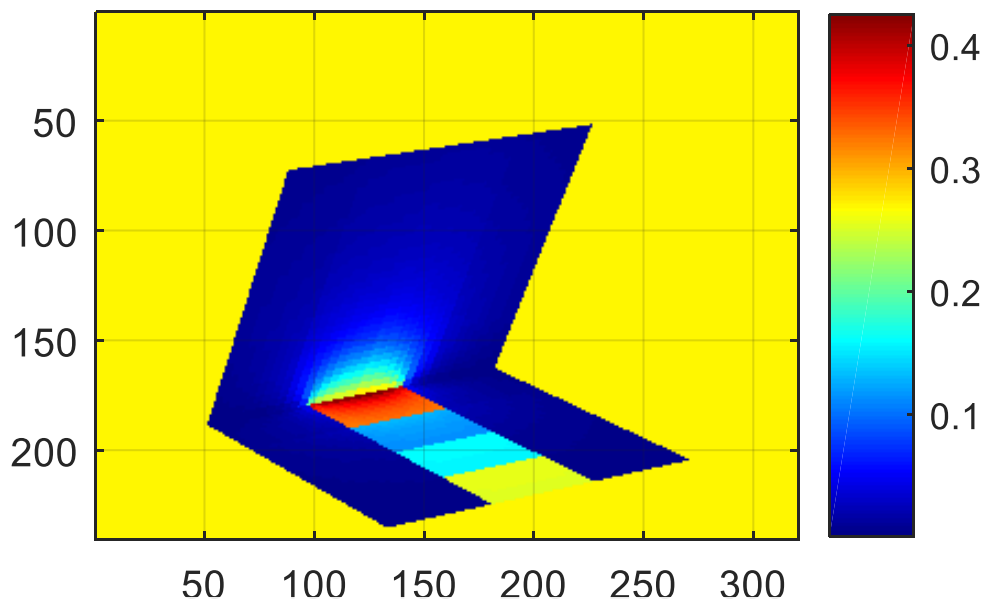
= image obtenue avec terme source nul partout sauf aux patches à T_j où ils valent l' ε locale

Sensibilité de l'image à une température de la scène (ou plutôt à $L^{\circ}(T)$)

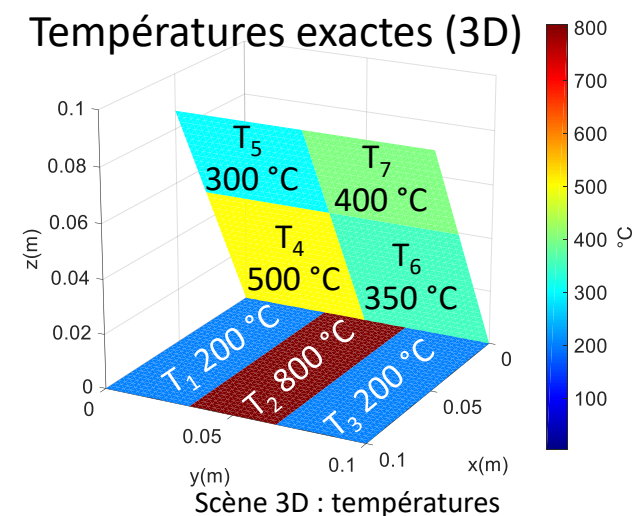
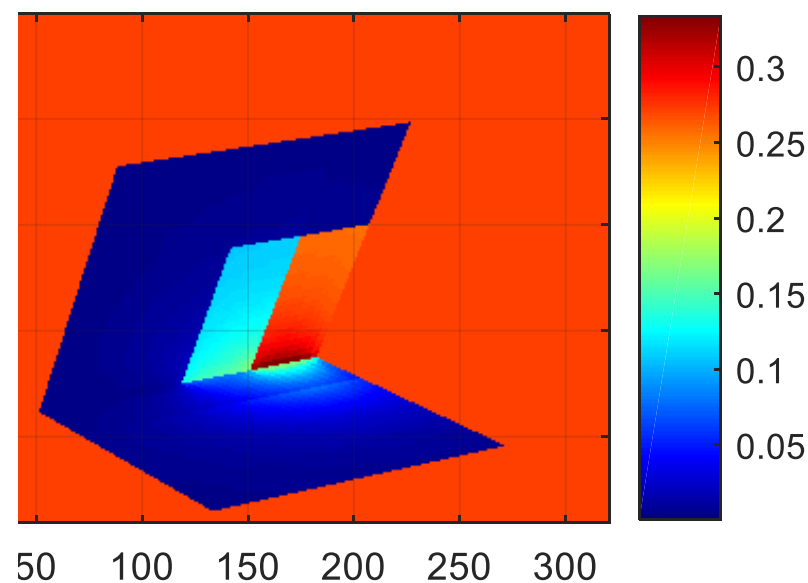
sensibilité à $L_j^0 = [S^{2D}]_j = \frac{\partial [P_{2D}]}{\partial L_j^0} = [V][I - RF]^{-1} \begin{bmatrix} [0 \ 0 \ 0] [\varepsilon_k] [\varepsilon_m] [\dots] [0 \ 0] [\varepsilon_n] [0 \ 0 \ 0 \ 0] \end{bmatrix}^T$

Sensibilité = Calcul d'un rendu avec des sources particulières

Sensibilité à $L^{\circ}(2)$



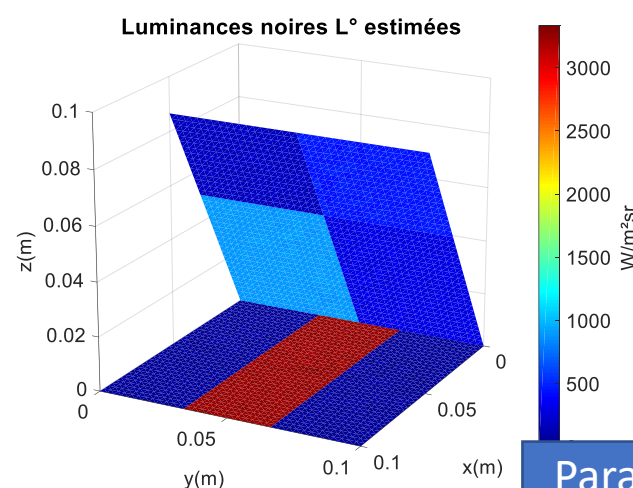
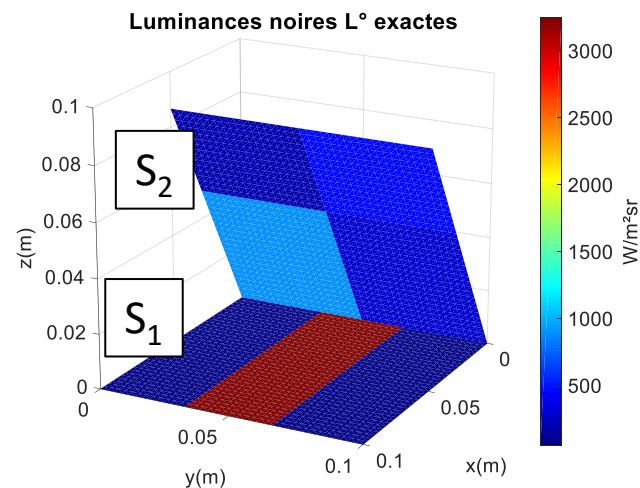
Sensibilité à $L^{\circ}(6)$



Si on cherche seulement 7 températures (motifs thermique imposés) : 7 (+1) rendus à calculer
Si on cherche 1 température par patch : 2 593 rendus à calculer

Résultat : 2592 températures estimées (une par patch 3D)

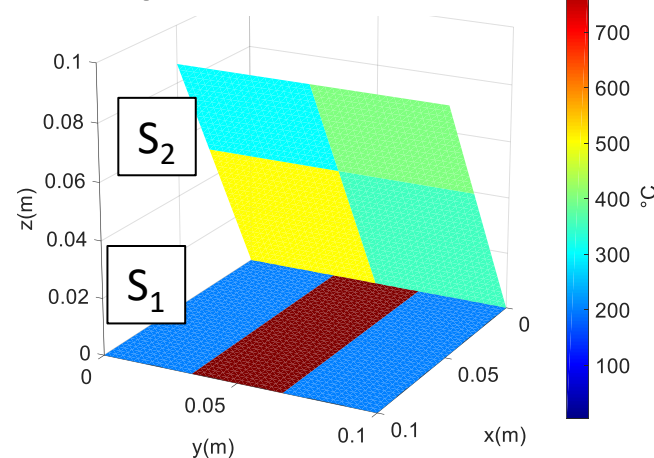
Paramètres estimés : luminances noires \hat{L}_i^0 des patches 3D, $i=1$ à 2592



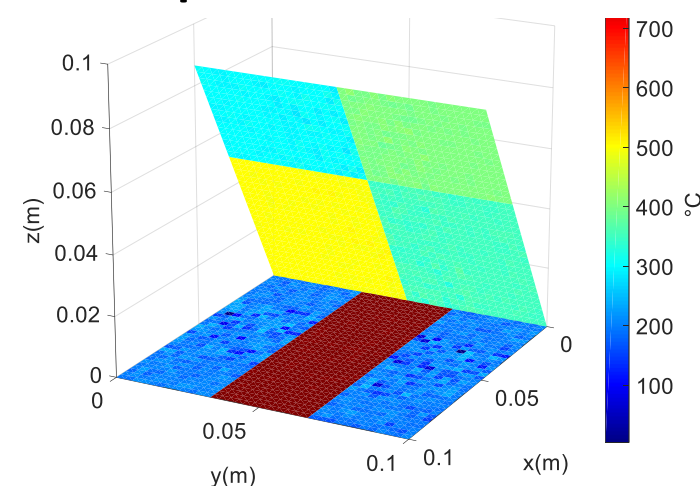
$$\hat{T}_i = \frac{C_2}{\lambda_0 \ln \left(1 + \frac{C_1 \lambda_0^{-5} \Delta \lambda}{\hat{L}_i^0} \right)}$$

Paramètres déduits : températures \hat{T}_i des patches 3D, $i=1$ à 2592

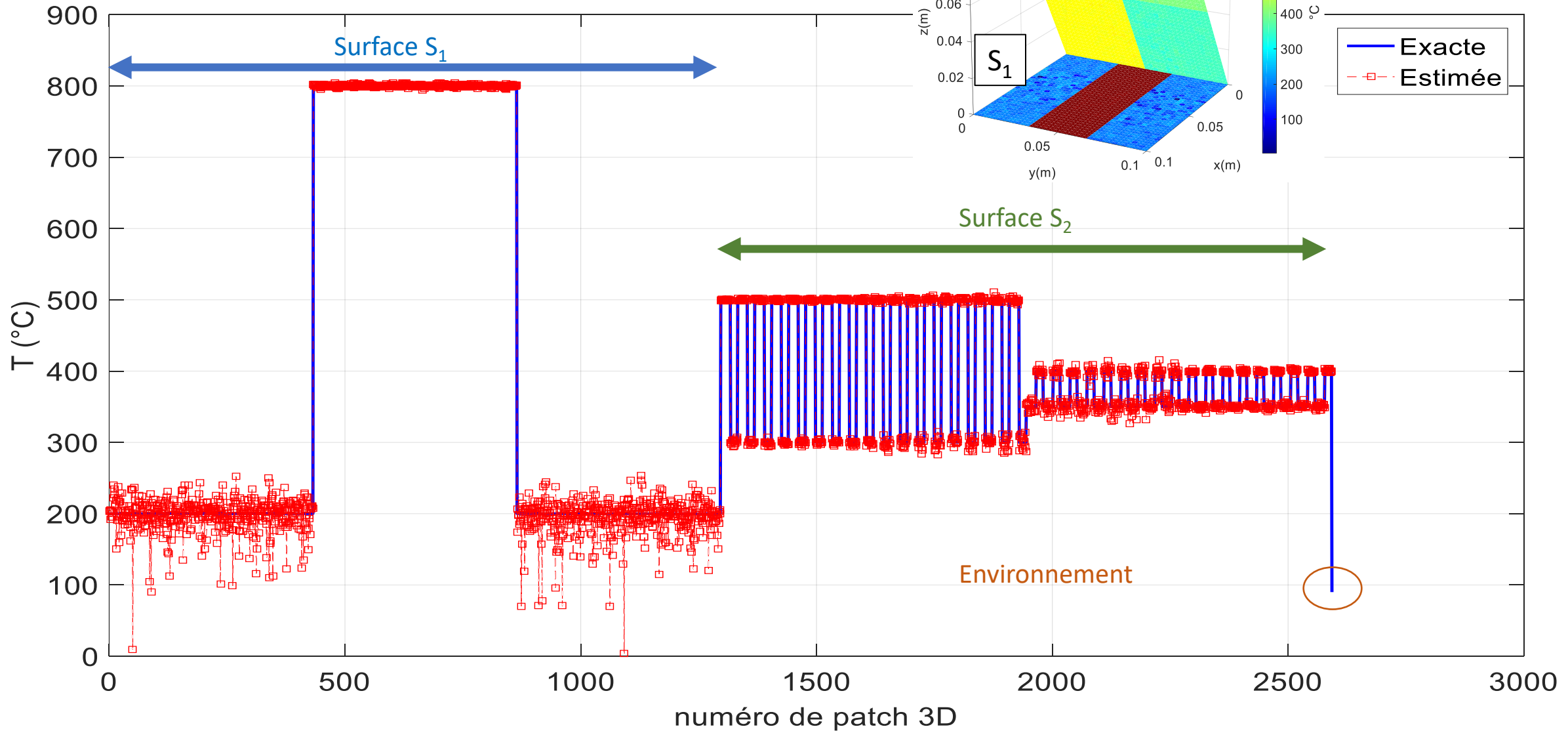
Températures exactes



Températures estimées



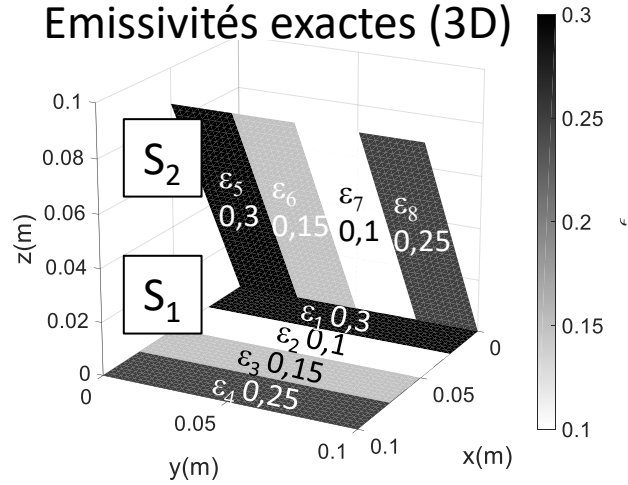
Résultat : 2592 températures estimées



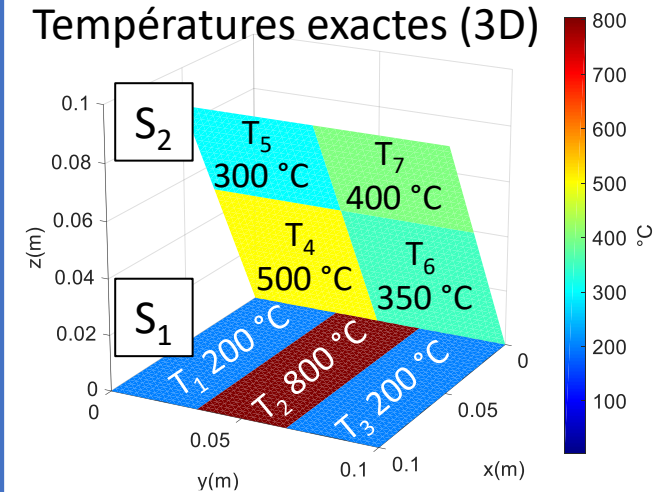
Comparaison méthode classique vs pb inverse

Scène exacte (« réelle »)

Emissivités exactes (3D)



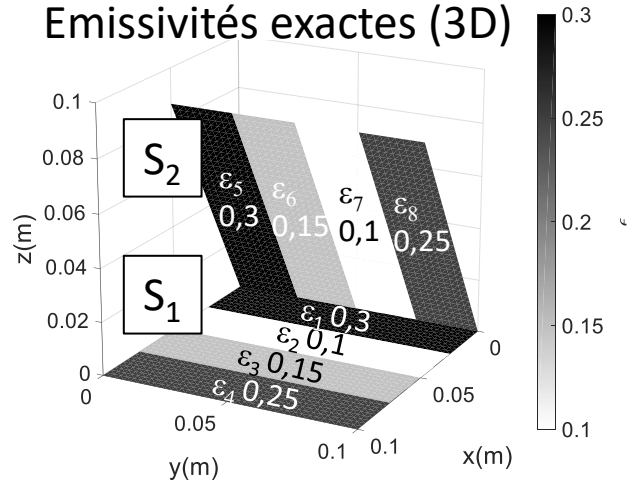
Températures exactes (3D)



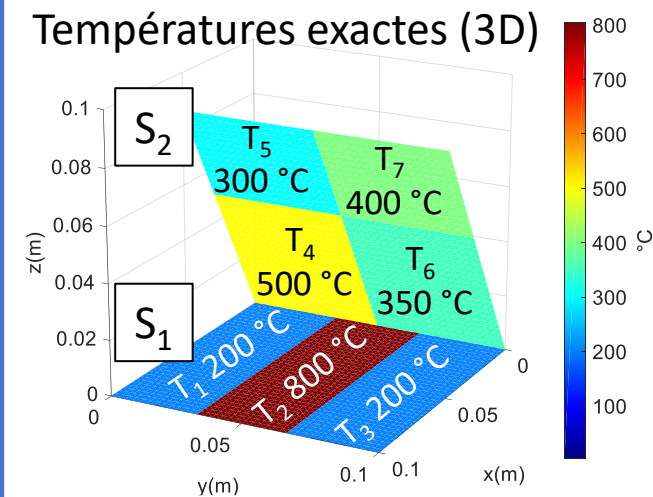
Comparaison méthode classique vs pb inverse

Scène exacte (« réelle »)

Emissivités exactes (3D)

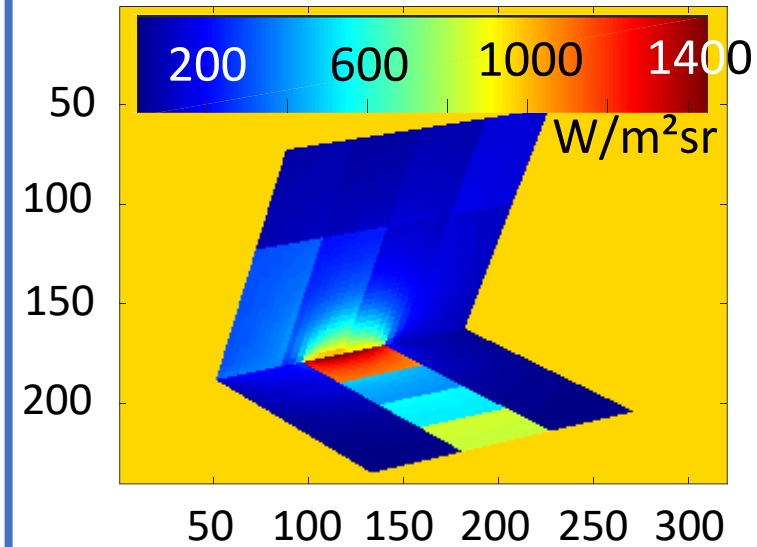


Températures exactes (3D)



Observable

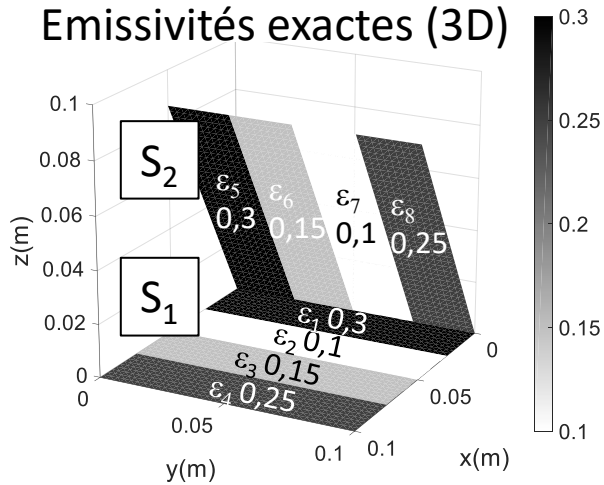
Image IR bruitée (2D)



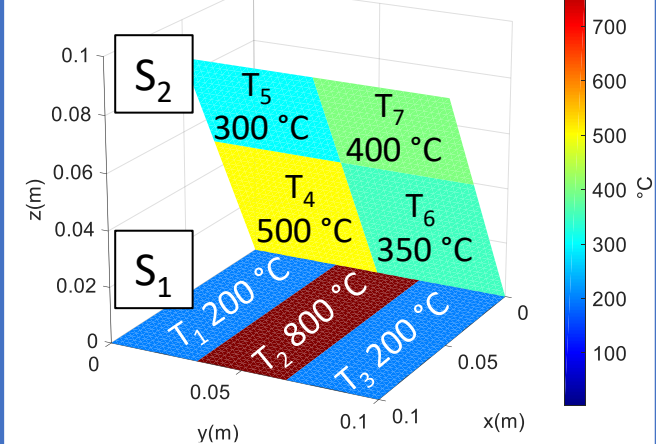
Comparaison méthode classique vs pb inverse

Scène exacte (« réelle »)

Emissivités exactes (3D)

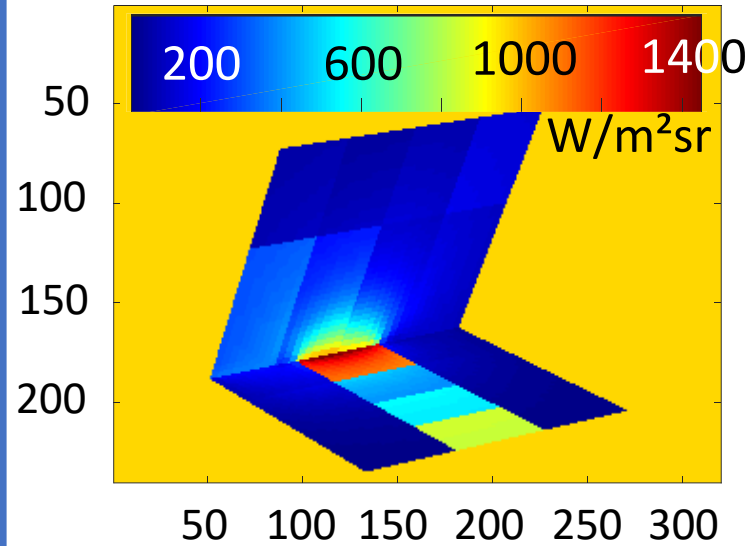


Températures exactes (3D)



Observable

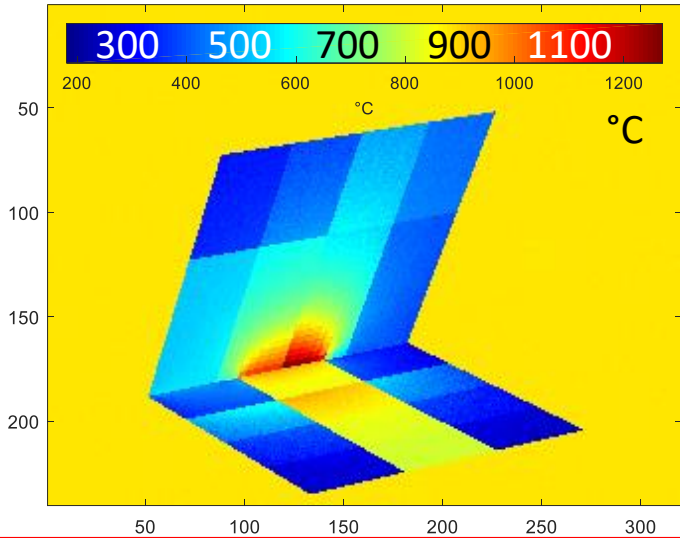
Image IR bruitée (2D)



Reconstruction des T dans l'espace image (2D)

Températures reconstruites

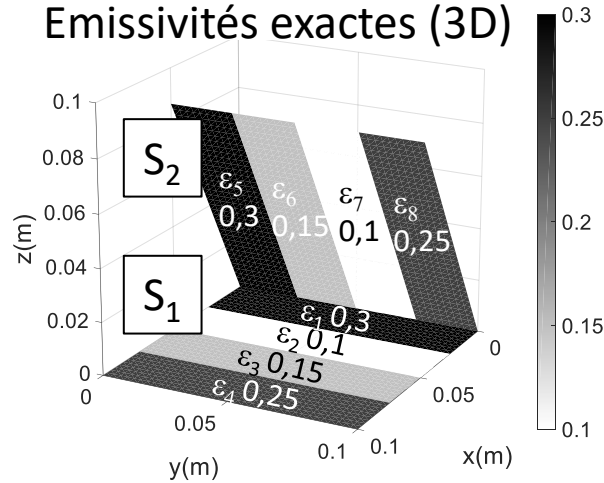
En 2D, via méthode classique



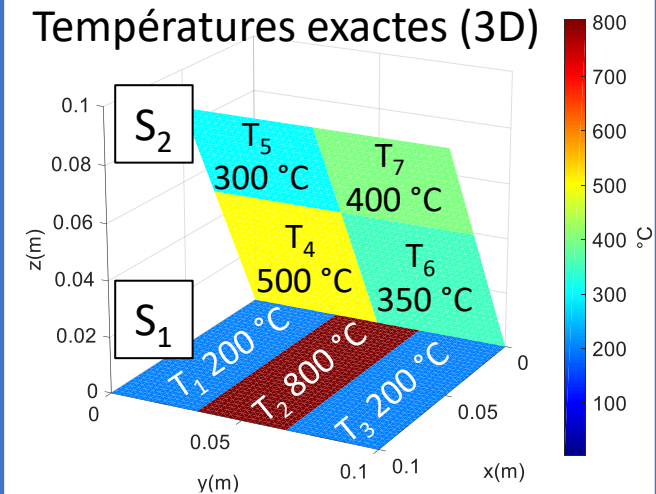
Comparaison méthode classique vs pb inverse

Scène exacte (« réelle »)

Emissivités exactes (3D)

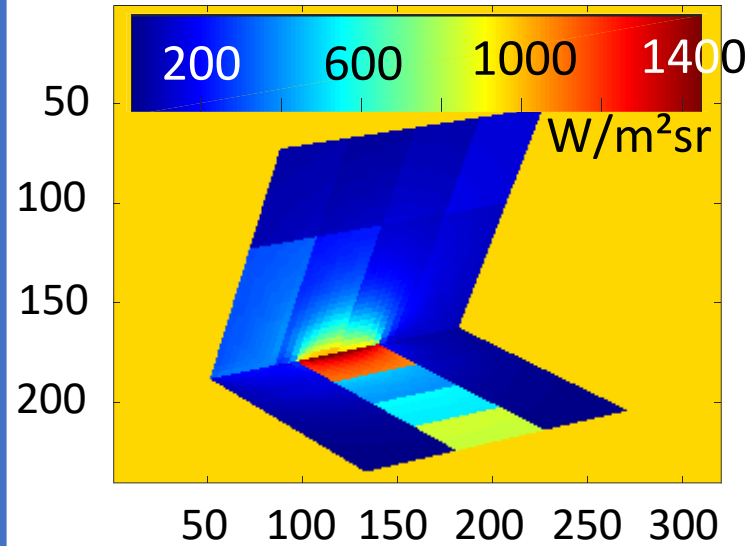


Températures exactes (3D)



Observable

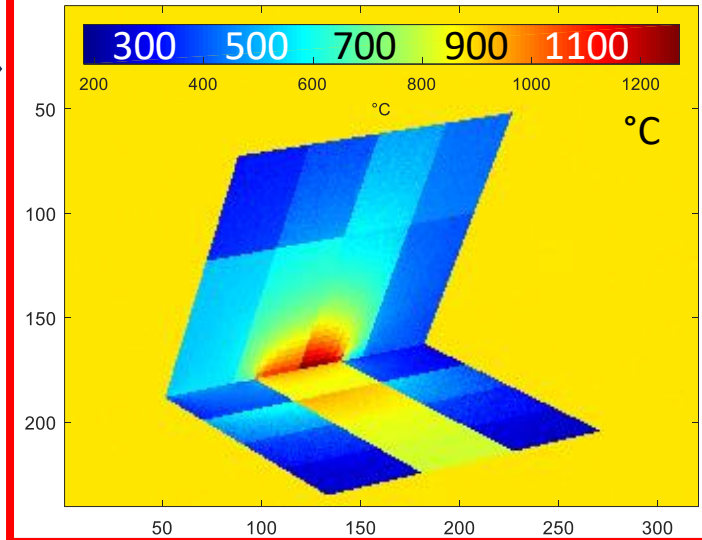
Image IR bruitée (2D)



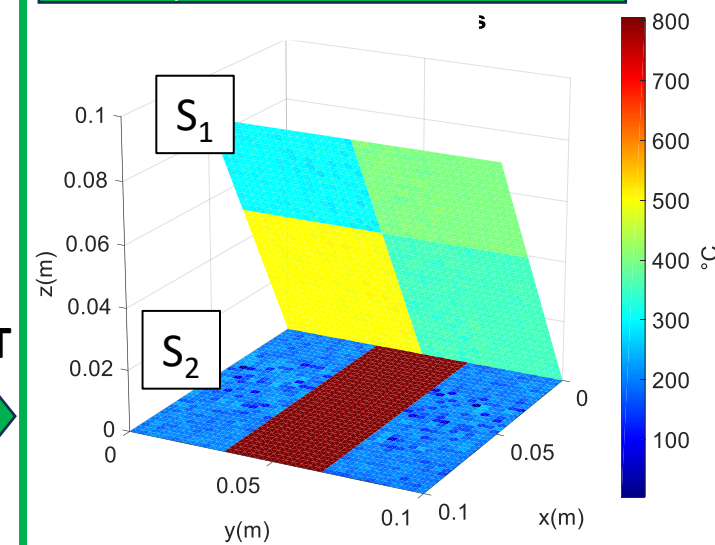
Reconstruction des T dans l'espace image (2D)

Températures reconstruites

En 2D, via méthode classique



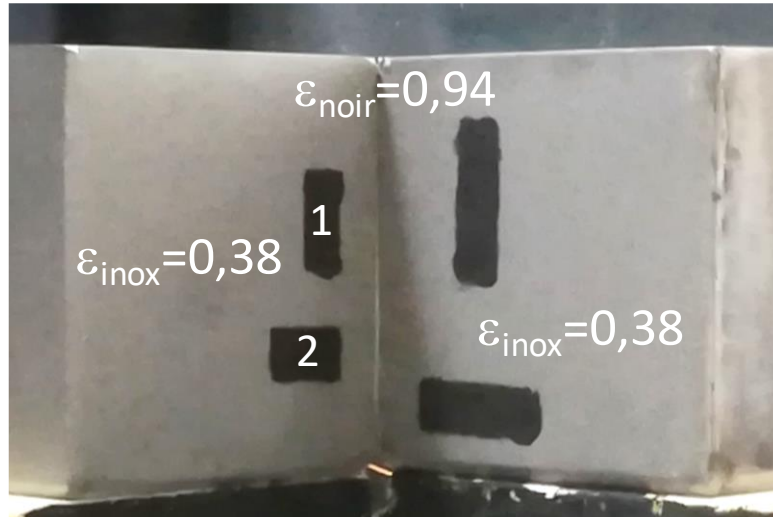
En 3D, via Problème inverse



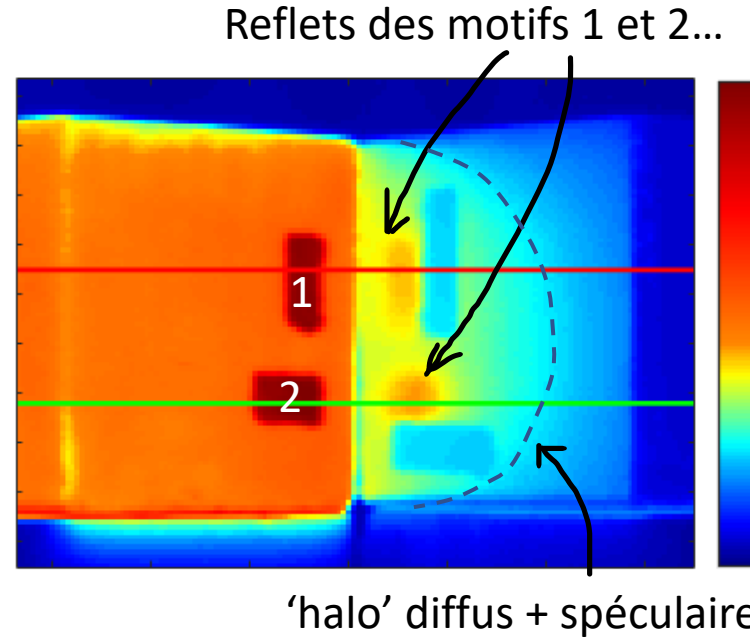
Reconstruction des T dans l'espace objet (3D)

Toy model expérimental et simulé : besoin de rendu plus réaliste (BRDF...)

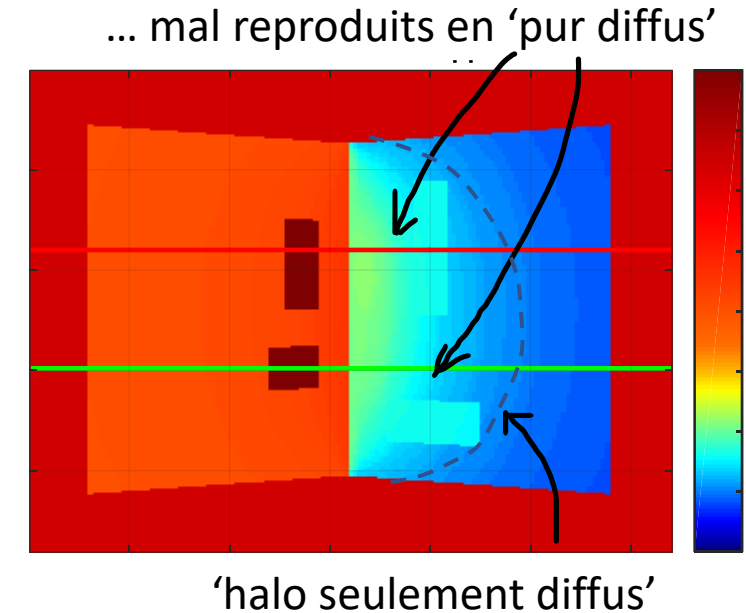
Expérience (à l'IUSTI) avec réflexions multiples entre deux surfaces métalliques (Inox) à température uniforme (71 ° C à gauche 33 ° C à droite) et à émissivité uniforme et relativement faible sauf sur quelques taches de peinture noire.



a) Image visible. Les surfaces sont en inox sablé pour favoriser le comportement diffus.

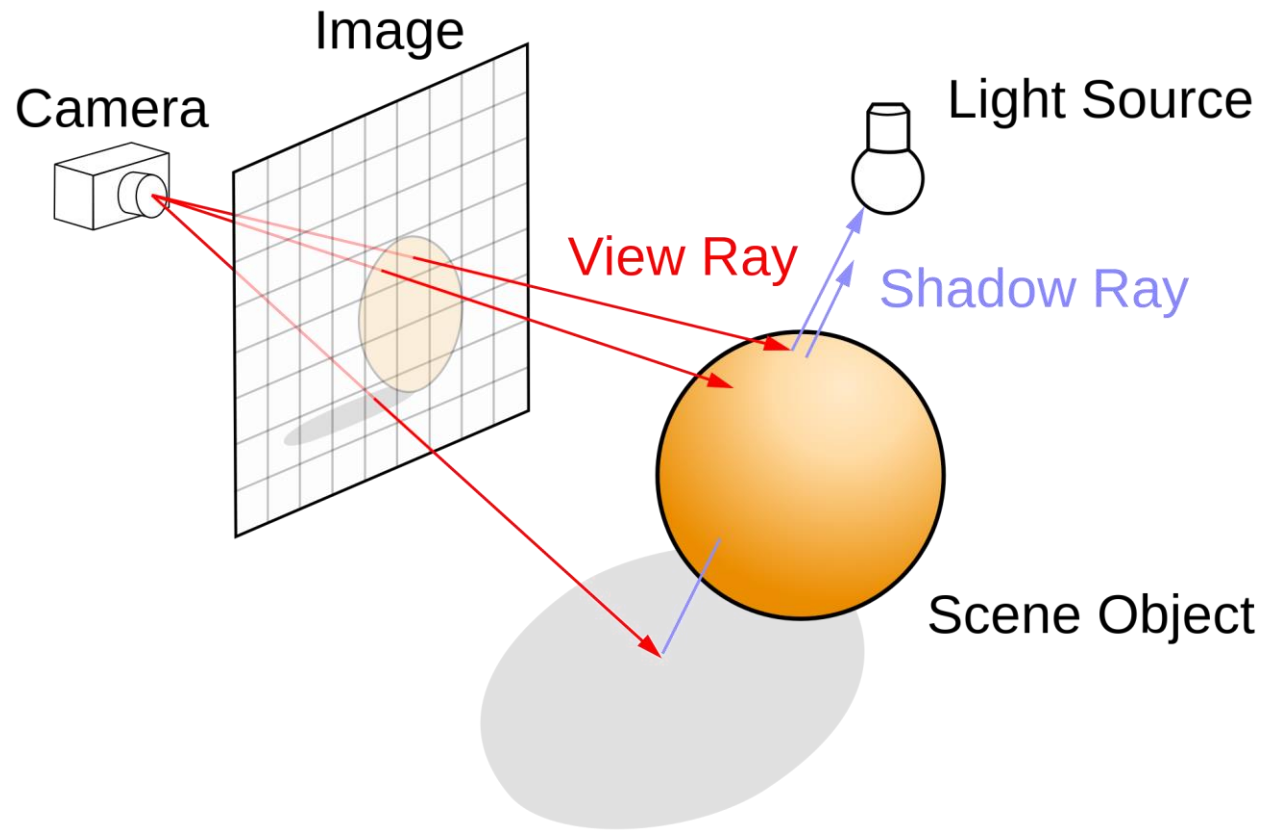


b) Image IR réelle. Certains gradients de luminance sur la face de droite sont dus à des réflexions de flux venant de la face de gauche



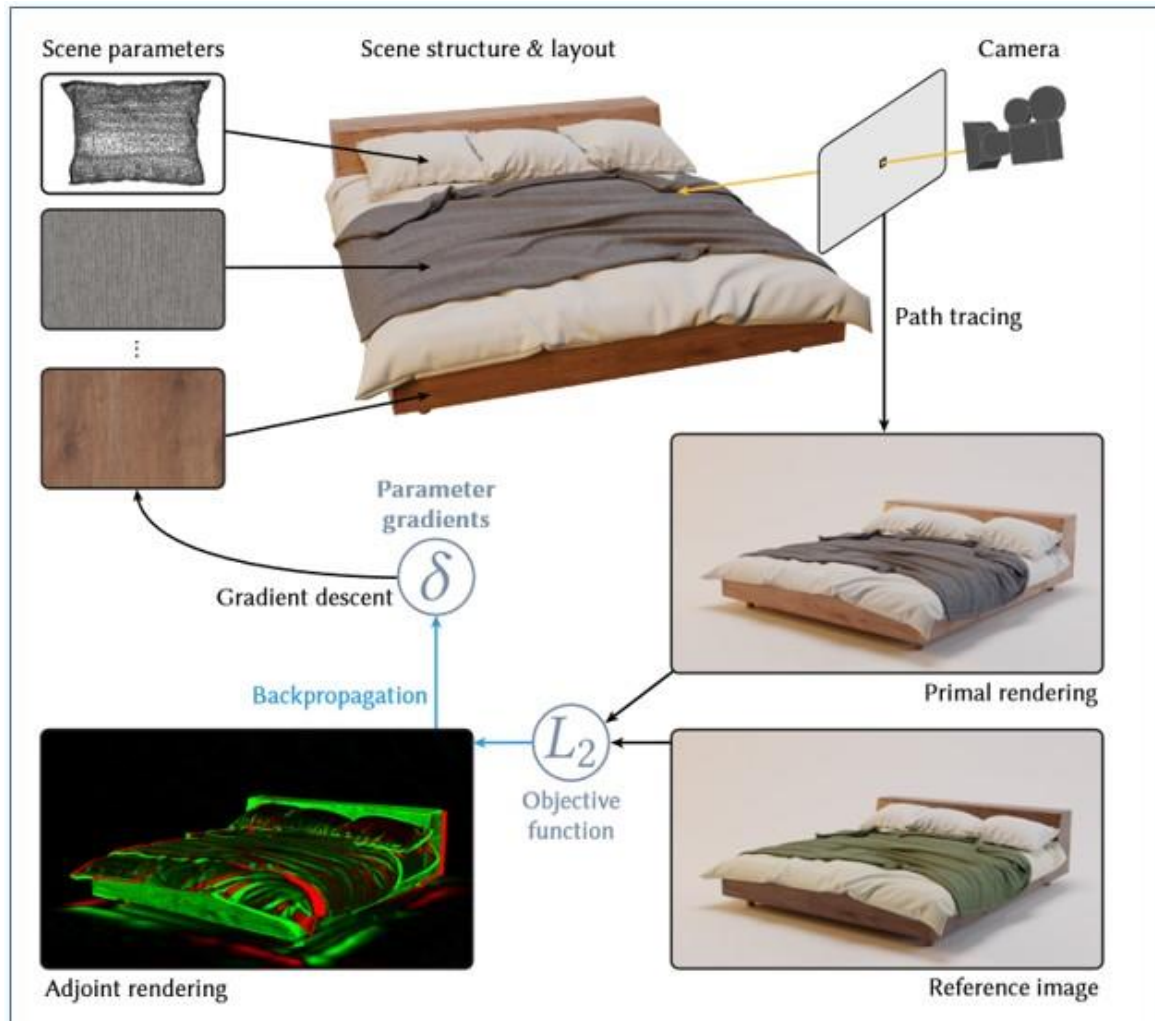
c) Image IR simulée : les motifs de réflexions ne sont pas parfaitement reproduits, sûrement à cause d'une part spéculaire dans les réflexions, non prise en compte ici.

Pour un rendu plus réaliste : communauté de la synthèse d'image, calculs Monte Carlo



Différence majeure par rapport à notre approche :

- « calculer directement les pixels » au lieu de
- « calcul de toute la scène » + « projection particulière sur les pixels »



Ici dans le visible, recherche des BRDF de différents objets

[Thèse de Merlin Nimier-David \(EPFL, octobre 2022\)](#)

Differentiable Physically Based Rendering: Algorithms, Systems and Applications

[Wenzel Jacob](#), (EPFL, Lausanne, Suisse)

[Shuang Zhao](#) (University of California, Irvine, USA)

Differentiable Rendering : savoir efficacement dériver les observables (images) par rapport aux paramètres (pour nous : Températures, BRDF)

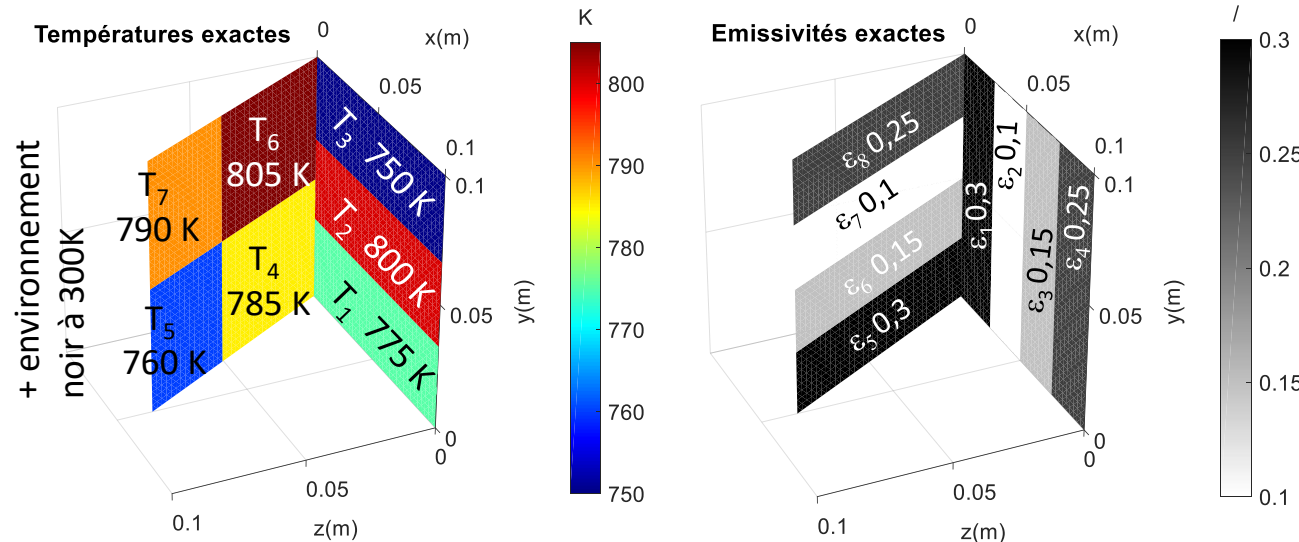
Un outil Monte Carlo pour des rendus plus réalistes (BRDF...)

Radiosités + OpenGL :

- On calcule toute la scène 3D
- Puis on projette une vue particulière
- Autant de calculs de rendus que de paramètres pour calculer la matrice de sensibilité

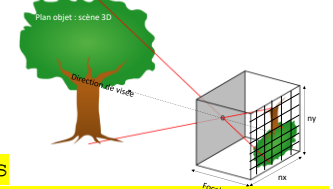
Monte Carlo, Backward Ray tracing :

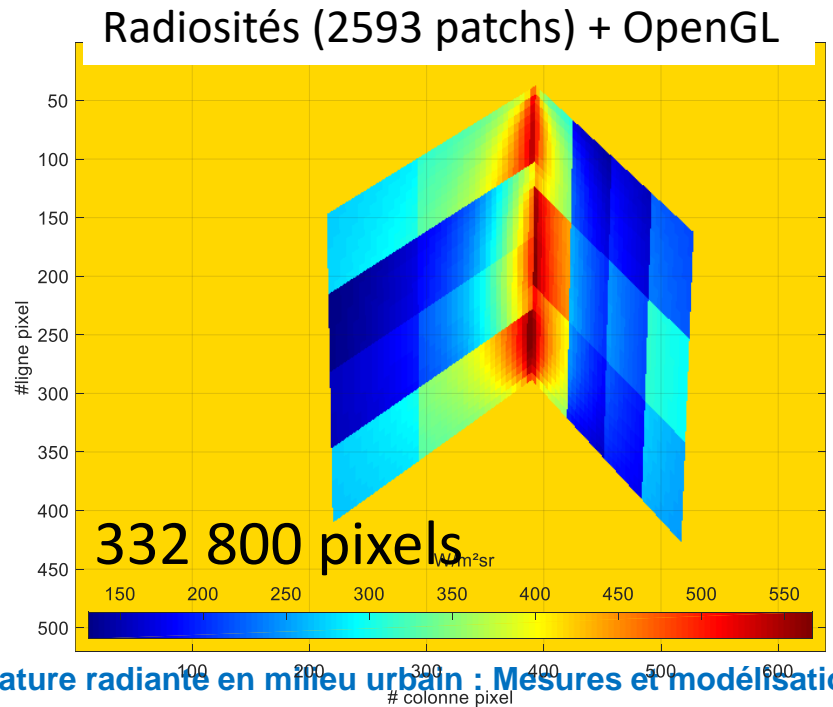
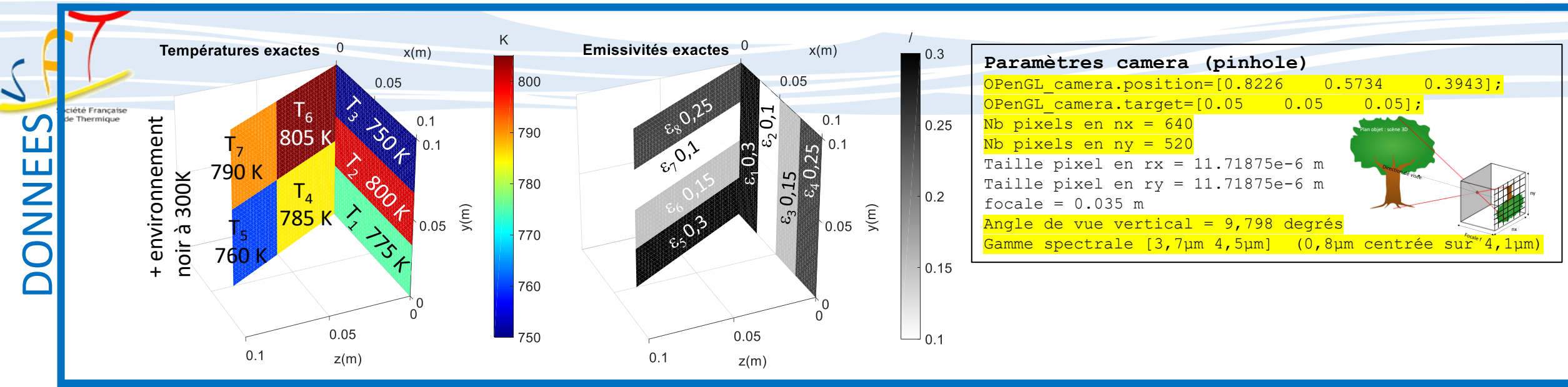
- On ne calcule que la vue souhaitée (l'observable expérimental)
- **Toutes les sensibilités aux paramètres sont calculées dans ce rendu**



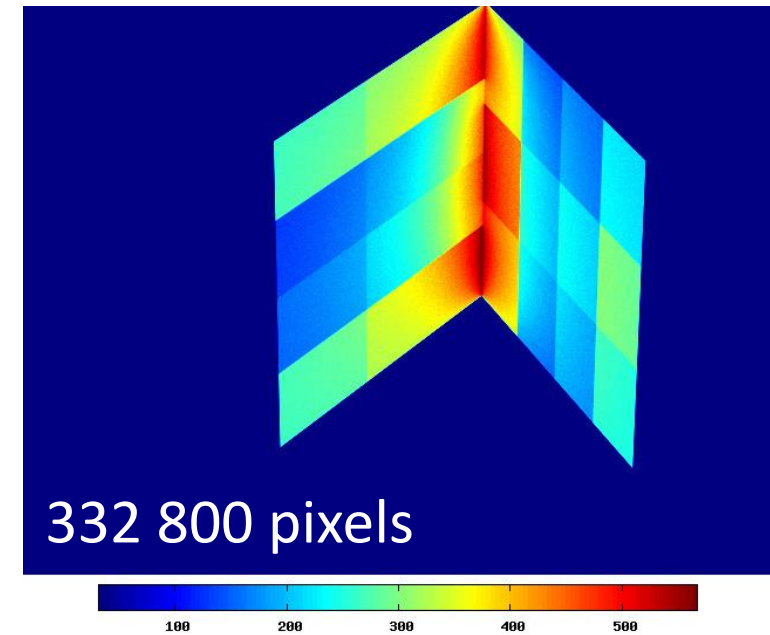
Paramètres camera (pinhole)

```
OpenGL_camera.position=[0.8226 0.5734 0.3943];
OpenGL_camera.target=[0.05 0.05 0.05];
Nb pixels en nx = 640
Nb pixels en ny = 520
Taille pixel en rx = 11.71875e-6 m
Taille pixel en ry = 11.71875e-6 m
focale = 0.035 m
Angle de vue vertical = 9,798 degrés
Gamme spectrale [3,7µm 4,5µm] (0,8µm centrée sur 4,1µm)
```





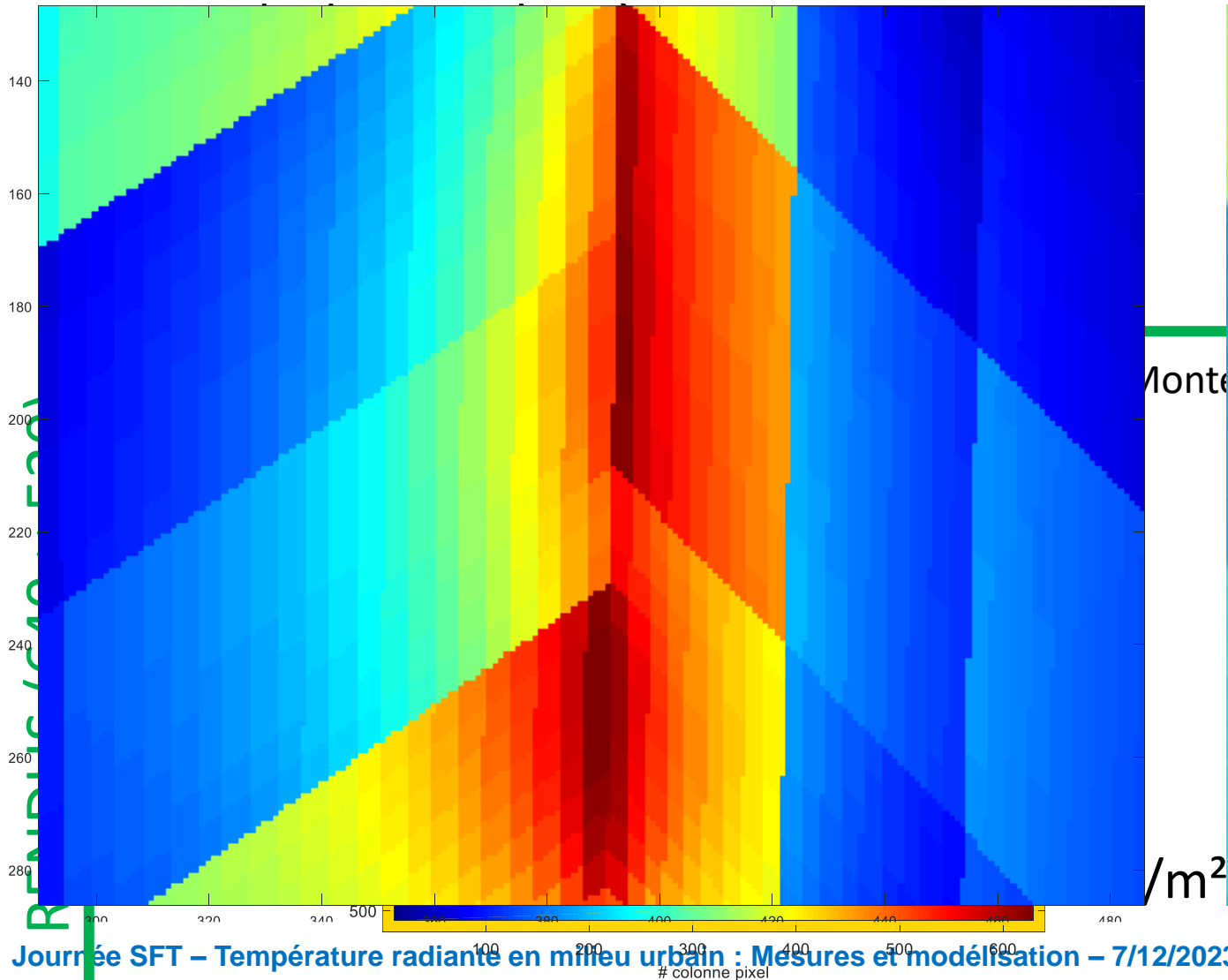
Monte Carlo, surfaces diffuses, 10 000 réalisations par pixels



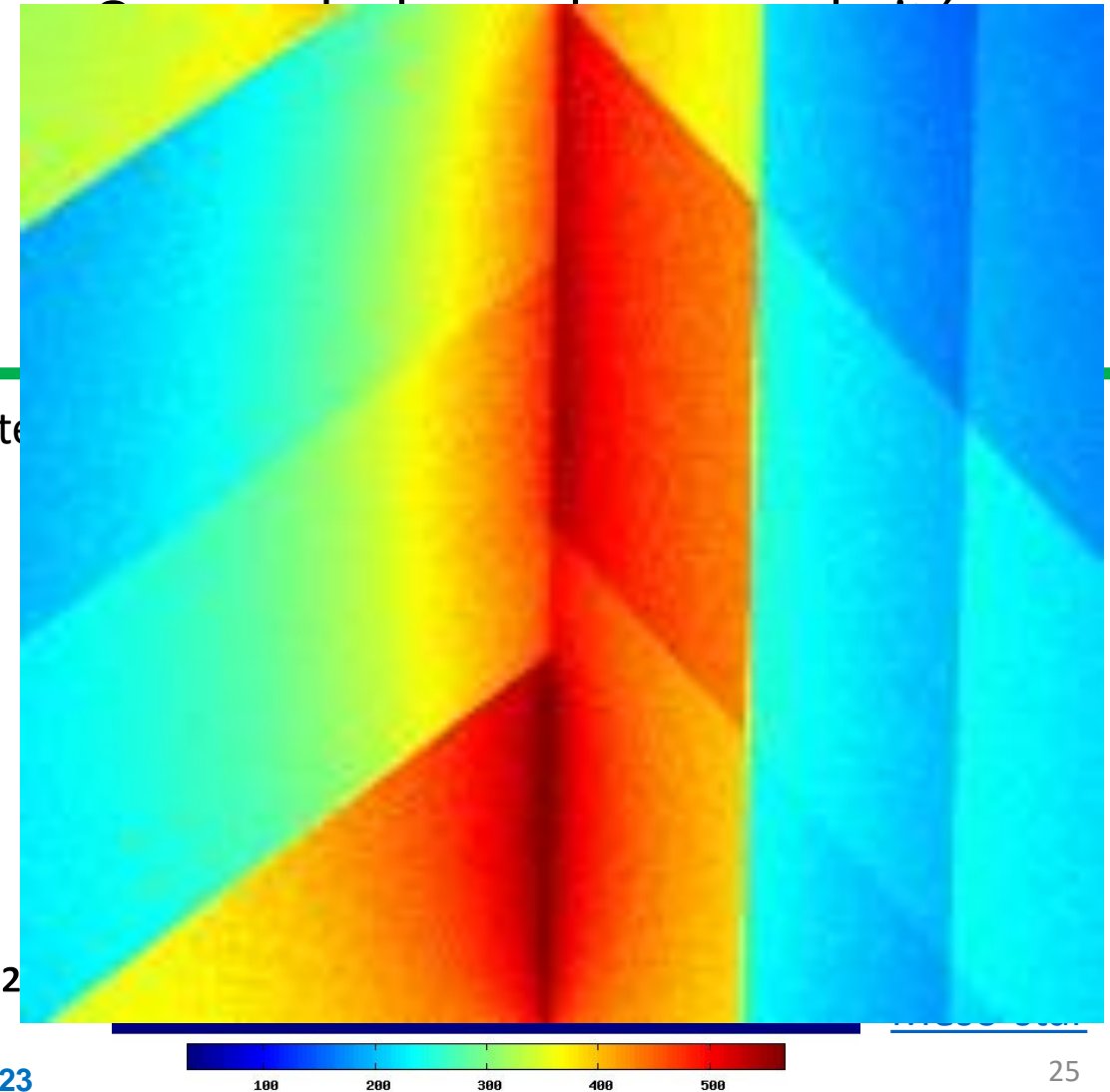
Calcul
[Meso-star](#)
 (6 min sur
 laptop 8
 cœurs)

Un outil Monte Carlo pour des rendus plus réalistes (BRDF...)

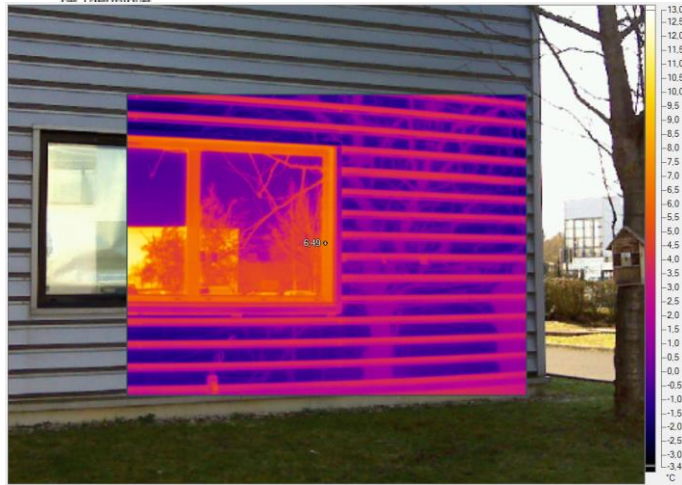
Radiosités + OpenGL :



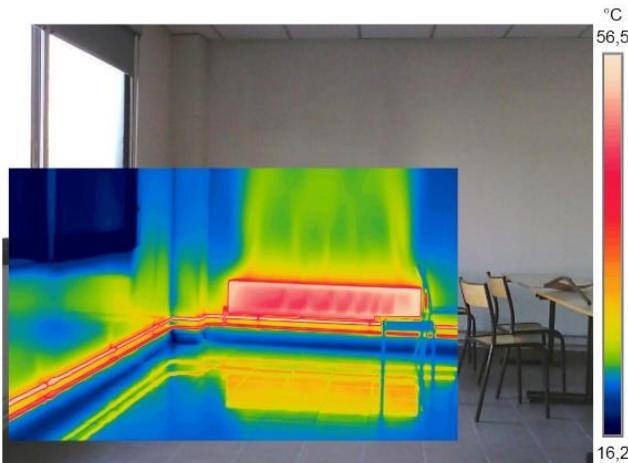
Monte Carlo, Backward Ray tracing :



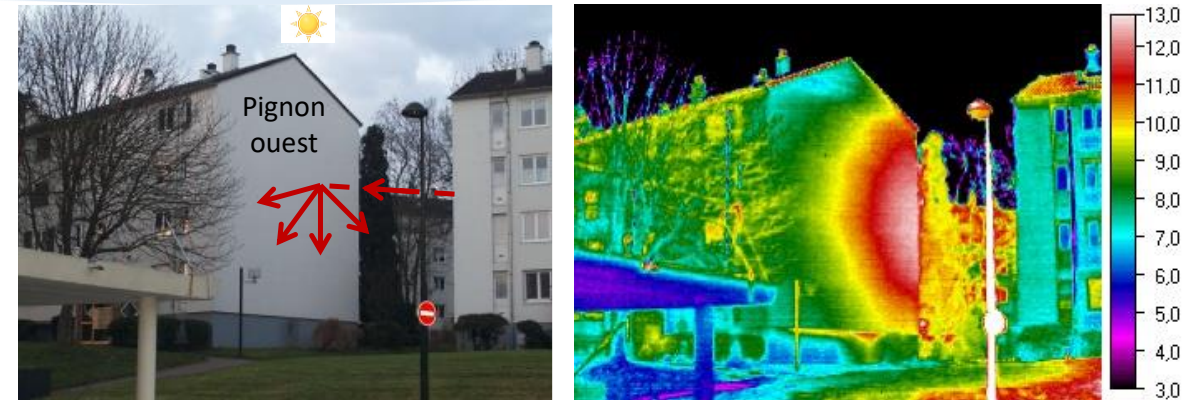
Application urbaine ?



Laurent Ibos



Thermographie intérieure d'un bâtiment (Polytech Marseille). Les réflexions peuvent compliquer, le diagnostic thermique du sol et du mur de façade.



Thermographie extérieure d'un pignon de bâtiment. Le halo visualisé est une réflexion du flux partant du pignon d'en face exposé au soleil et peut compliquer la recherche de zones réellement chaudes, marqueuses de fuites thermiques. (D. Pajani, 'La thermographie du bâtiment : Principes et applications du diagnostic thermique', Ed.Eyrolles, 2012)

Problème inverse sur ces images? Besoins :

→ géométrie et propriétés radiatives

→ moteur de calcul de rendu **et de ses sensibilités!**

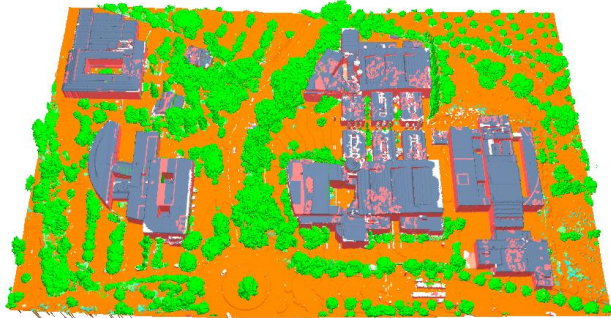
Actualité à IUSTI (Jérôme Vicente) - CityVox : outil de simulation du microclimat urbain à haute résolution

Dimension de la scène : 722 x 462 x 102 voxels;

Taille de maille : 50cm

Triangles : **3 526 782**; Voxels de calculs : **1 618 242**

Classification
automatique
des matériaux



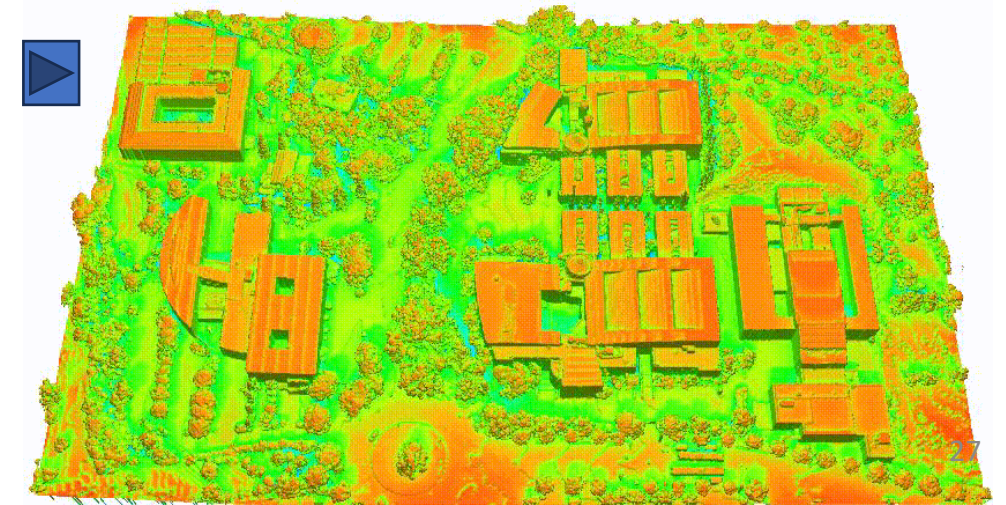
Calcul d'une exposition (multi-réflexions) : ~35 sec
densité : 225 rayons/ m²

Calcul des facteurs de vue du ciel (150 directions) < 5mn



Calcul des facteurs d'échanges (150 directions) ~10minutes

Températures : Calcul d'un pas de temps <4 sec (1 cœur)





Conclusion

- « Thermographie inverse » = utilisation d'un modèle radiatif 'end-to-end' (des surfaces de la scène 3D vers les pixels de l'image 2D) pour estimer les températures de la scène 3D.
- ce modèle est celui utilisé pour produire un « rendu » de la scène, ici dans l'infrarouge. Il tient compte des échanges radiatifs dans la scène (émission et réflexions multiples) ainsi que de la collecte de flux par la caméra virtuelle
- l'estimation des températures s'obtient en résolvant un problème inverse : minimisation entre rendu réel et rendu modélisé, sur des pixels d'intérêt (pas forcément toute l'image). La méthode de type « gradient » a besoin de calculer les sensibilités du rendu (son jacobien) aux paramètres à estimer.
- ce problème est linéaire si les grandeurs cherchées sont les luminances noires L° des surfaces à T , en supposant les propriétés radiatives (émissivités ici) connues, résolution sans itération, sensibilités calculées une seule fois.
- ce problème est non-linéaire si les températures sont connues et que les émissivités sont cherchées : minimisation itérative, sensibilités recalculées à chaque itération.
- perspective : mettre à profit les outils de la synthèse d'image (rendu par Monte Carlo), pour simuler des situations réalistes avec BRDF non lambertiennes notamment. Utiliser plusieurs vues d'une même scène.
- perspective déjà développée par le CEA/IRFM pour le problème inverse en Tokamak : utilisation de réseaux de neurones
- en milieu urbain : besoin de connaître la géométrie et les propriétés radiatives des surfaces observées. Principe proche de l'utilisation de DART en *differentiable rendering* (voir présentation de Y. Wang et J. L. Tavares « DART: a 3D radiative transfer model for urban studies »)

Merci de votre attention

Références

Inversion en Tokamak, avec méthode de gradient

- M-H. Aumeunier *et al.*, Infrared thermography in metallic environments of WEST and ASDEX Upgrade, [Nuclear Materials and Energy, 2021](#)
- C. Talatizi *et al.*, Inverse radiation problem with infrared images to monitor plasma-facing components temperature in metallic fusion devices, [Fusion Engineering and Design, 2020](#)
- C. Talatizi *et al.*, Solving the infrared reflections contribution by inversion of synthetic diagnostics: First results on WEST, [Fusion Engineering and Design, 2021](#)
- C. Talatizi, Vers une mesure thermique maîtrisée pour la protection des composants face au plasma métalliques d'un Tokamak : expérimentation et modélisation photonique, [PhD AMU/CEA, 2021](#)

Inversion en Tokamak, avec réseaux de neurones

- M.-H. Aumeunier, A. Juven, Réseaux neuronaux convolutifs pour la thermographie quantitative en environnement complexe, [Journée SFT-Groupe METTI](#) « Inversion de données faisant appel à un modèle en thermique, quels apports de l'intelligence artificielle ? », 8 juin 2023, Paris
- A. Juven *et al.*, U-Net for temperature estimation from simulated infrared images in tokamaks, [Nuclear Materials and Energy, 2024](#)
- M-H. Aumeunier *et al.*, Surface Temperature measurement from infrared synthetic diagnostic in preparation for ITER operations, Fusion Conference, London, Oct. 2023, pub. in Nuclear Fusion (2024)
- M-H. Aumeunier *et al.*, Development of inverse methods for infrared thermography in fusion devices, [Nuclear Materials and Energy, 2022](#)

Inverse rendering, Differentiable rendering (dans le visible)

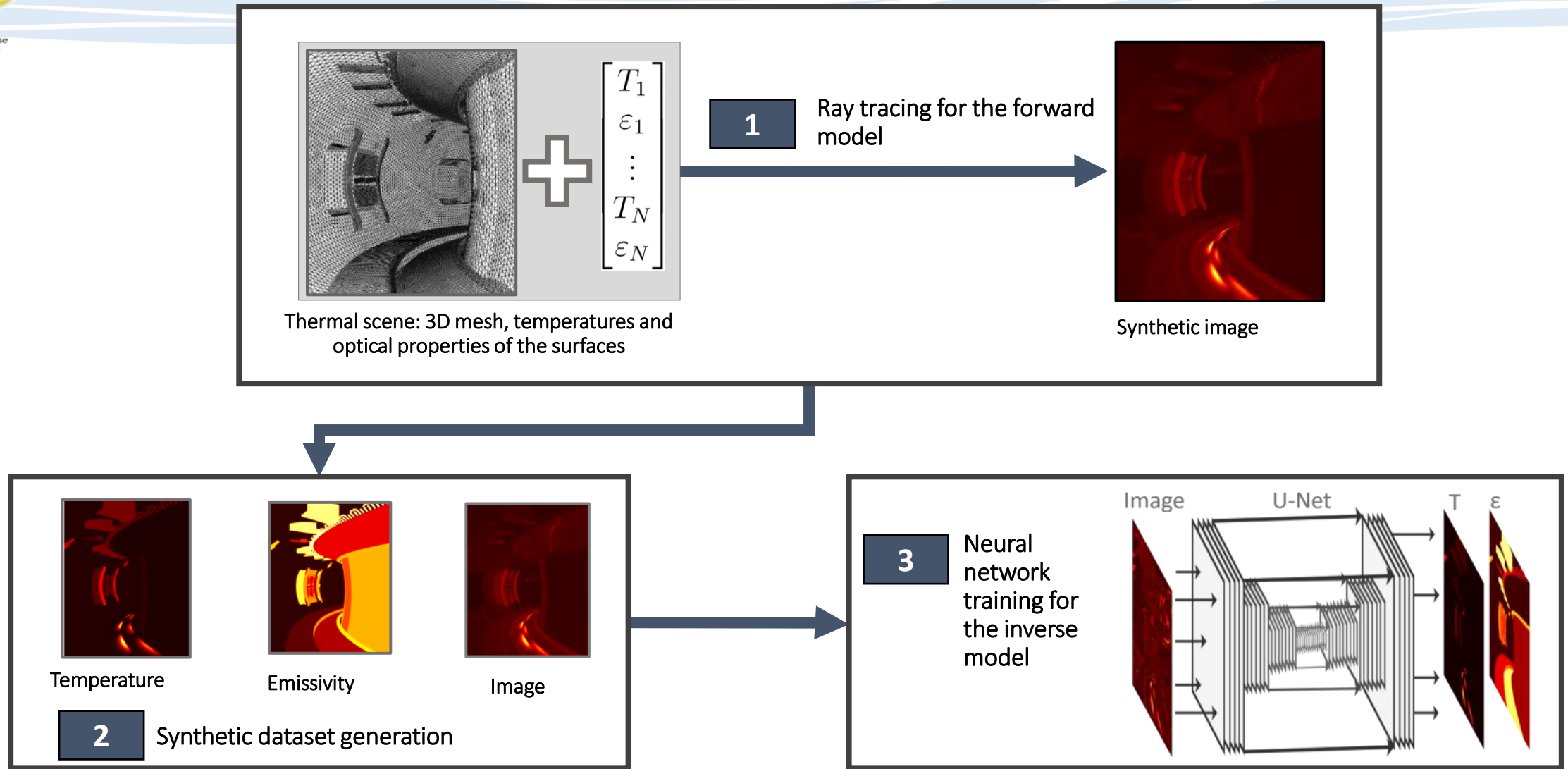
- C. Loscos *et al.*, Inverse Rendering: From Concept to Applications, [Eurographics 2006](#)
- Merlin Nimier-David, Differentiable Physically Based Rendering: Algorithms, Systems and Applications. [Thèse EPFL](#) (Suisse), octobre 2022
- [Site de Wenzel Jacob](#), leading the Realistic Graphics Lab at EPFL's School of Computer and Communication Sciences
- [Site de Shuang Zhao](#), University of California, Irvine (UCI, USA), co-direct UCI's Interactive Graphics & Visualization Lab (iGravi)

Formulation en espace de chemins statistiques, Utilisation des outils de synthèse d'image appliqués à la modélisation des transferts thermiques

- Plateforme ED Star : <http://www.demonstrator.edstar.cnrs.fr/prod/fr/>
- Entreprise | Mésos | Star : <https://www.meso-star.com/>
- N. Villefranque *et al.*, The “teapot in a city”: A paradigm shift in urban climate modeling. [Science advances, 2022](#)

Compléments

Model inversion from simulation-assisted machine learning



- Présenté à : [Journée SFT-Groupe METTI](#) « Inversion de données faisant appel à un modèle en thermique, quels apports de l'intelligence artificielle ? », 8 juin 2023, Paris.

- A. Juven *et al.*, U-Net for temperature estimation from simulated infrared images in tokamaks, Nuclear Materials and Energy, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.nme.2023.101562>