



Journée SFT du 8 Juin 2023

Groupe « **Mesures Thermiques et Techniques Inverses** » (METTI)

Inversion de données faisant appel à un modèle en thermique : quels apports de l'intelligence artificielle ?

Introduction et présentation de la journée

Fabrice Rigollet¹, Denis Maillet², Jean-Luc Battaglia³

¹IUSTI (Aix-Marseille Univ. & CNRS, Marseille), ²LEMTA (U. de Lorraine & CNRS, Nancy), ³I2M (U. Bordeaux & CNRS, Bordeaux)

1995 : 1^{ère} école thématique METTI – Septembre 2023 : 8^{ème} édition, Ile d'Oléron

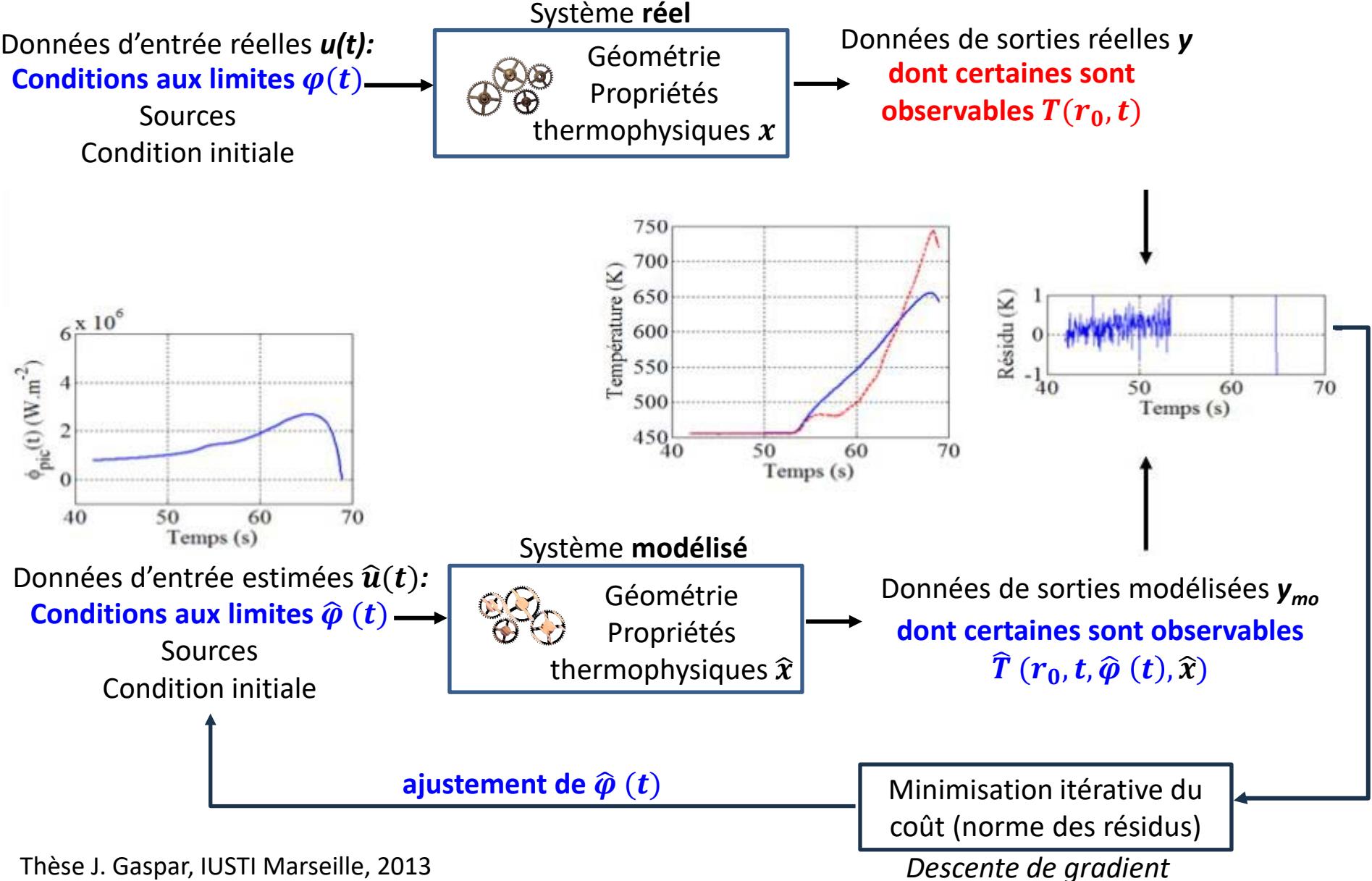
Metti⁸

Sept. 24th / 29th, Oléron (France) 2023

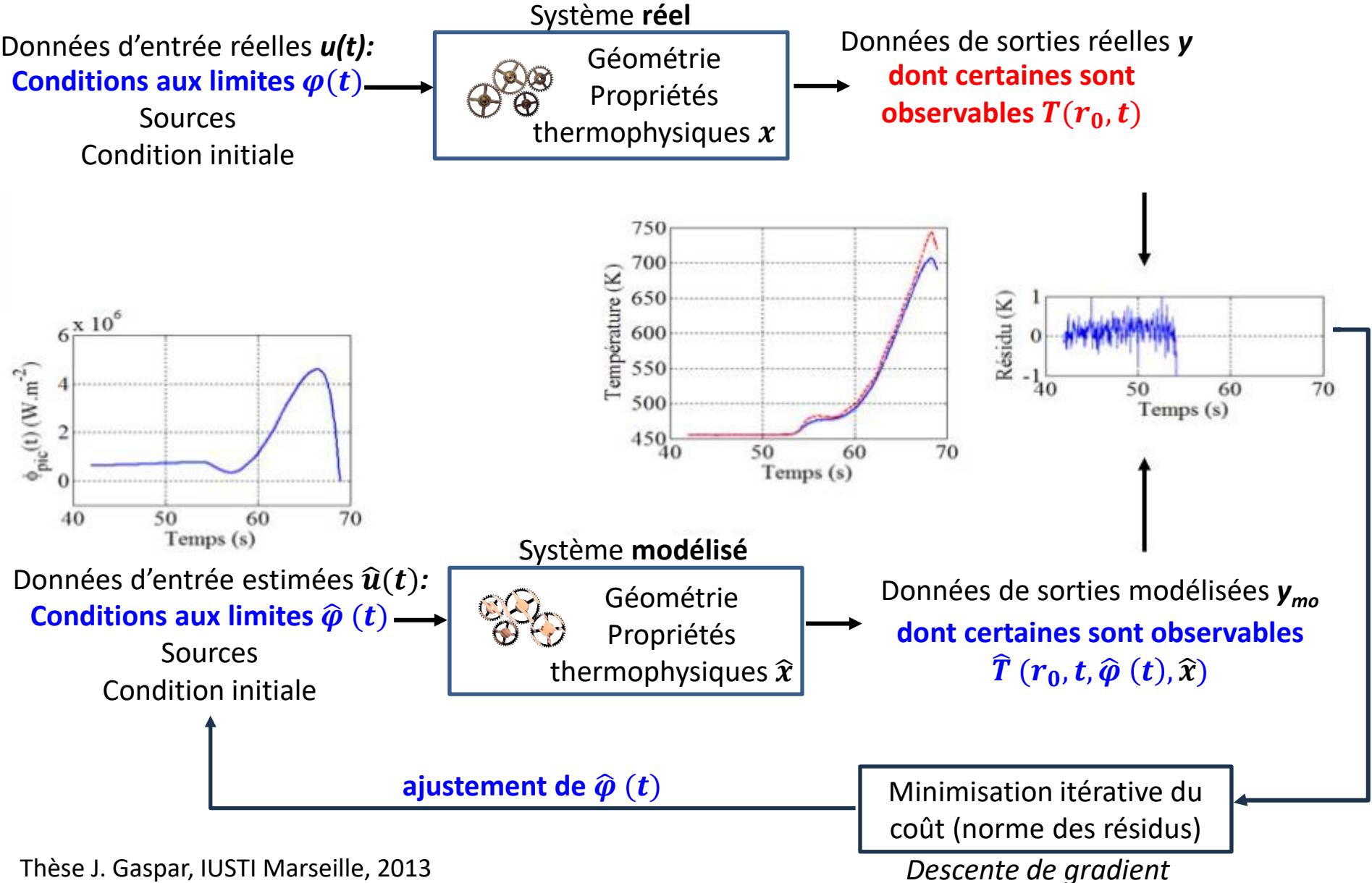
*Advanced Autumn School in
Thermal Measurement &
Inverse Techniques*

<https://metti8.sciencesconf.org/>

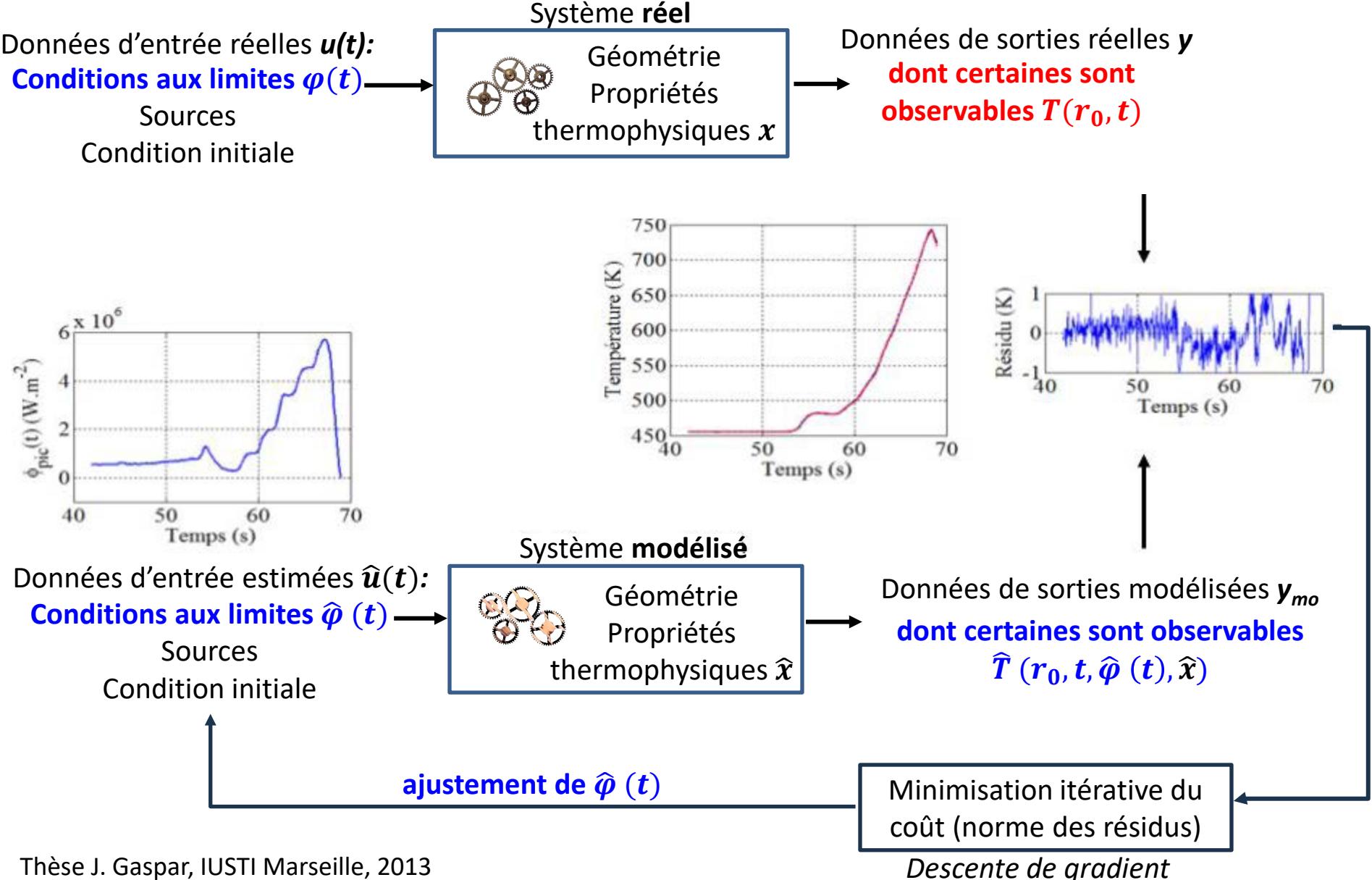
Exemple d'inversion de mesures en thermique : recherche d'un flux surfacique à partir de mesures d'échauffements enfouis



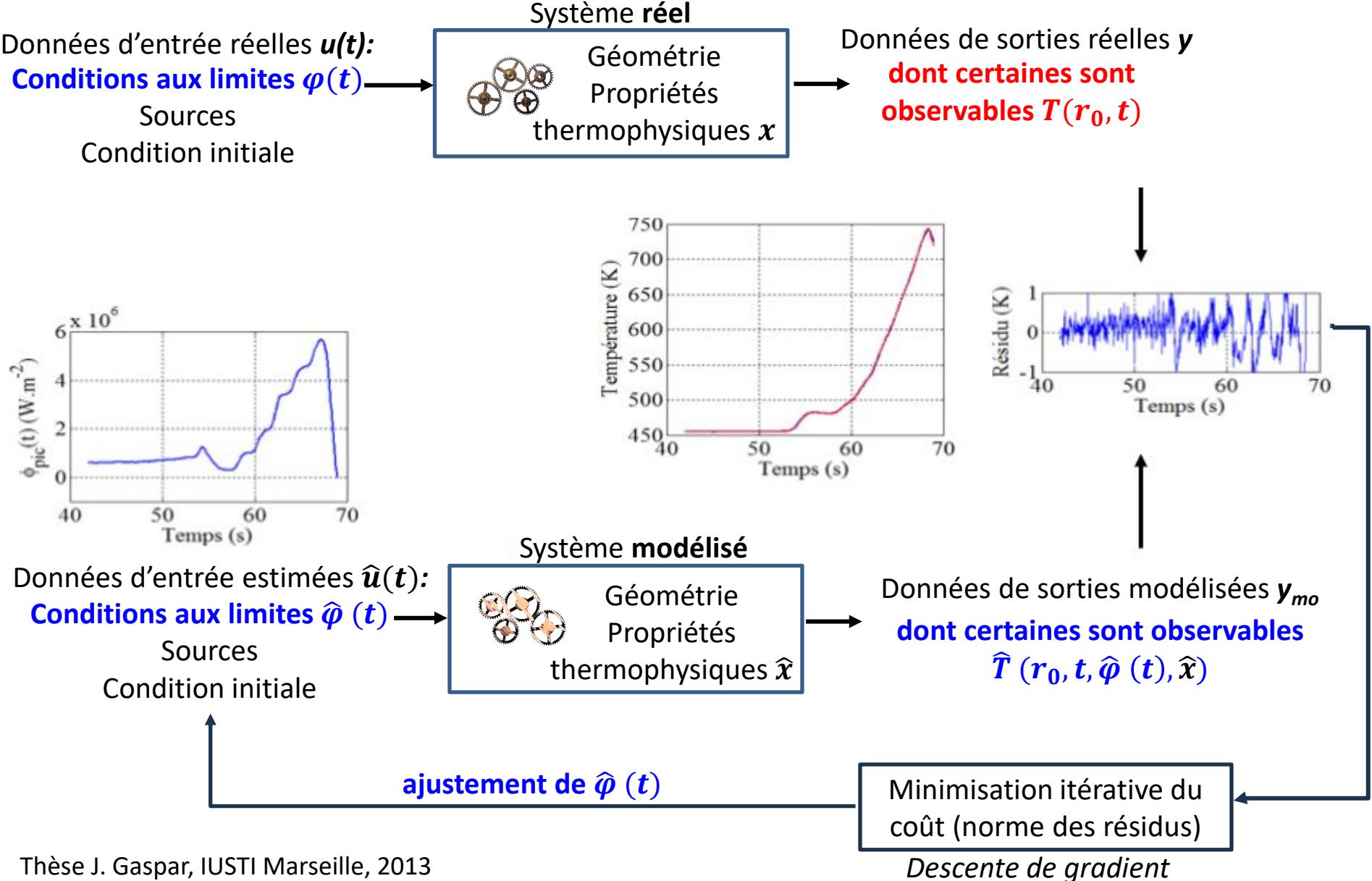
Exemple d'inversion de mesures en thermique : recherche d'un flux surfacique à partir de mesures d'échauffements enfouis



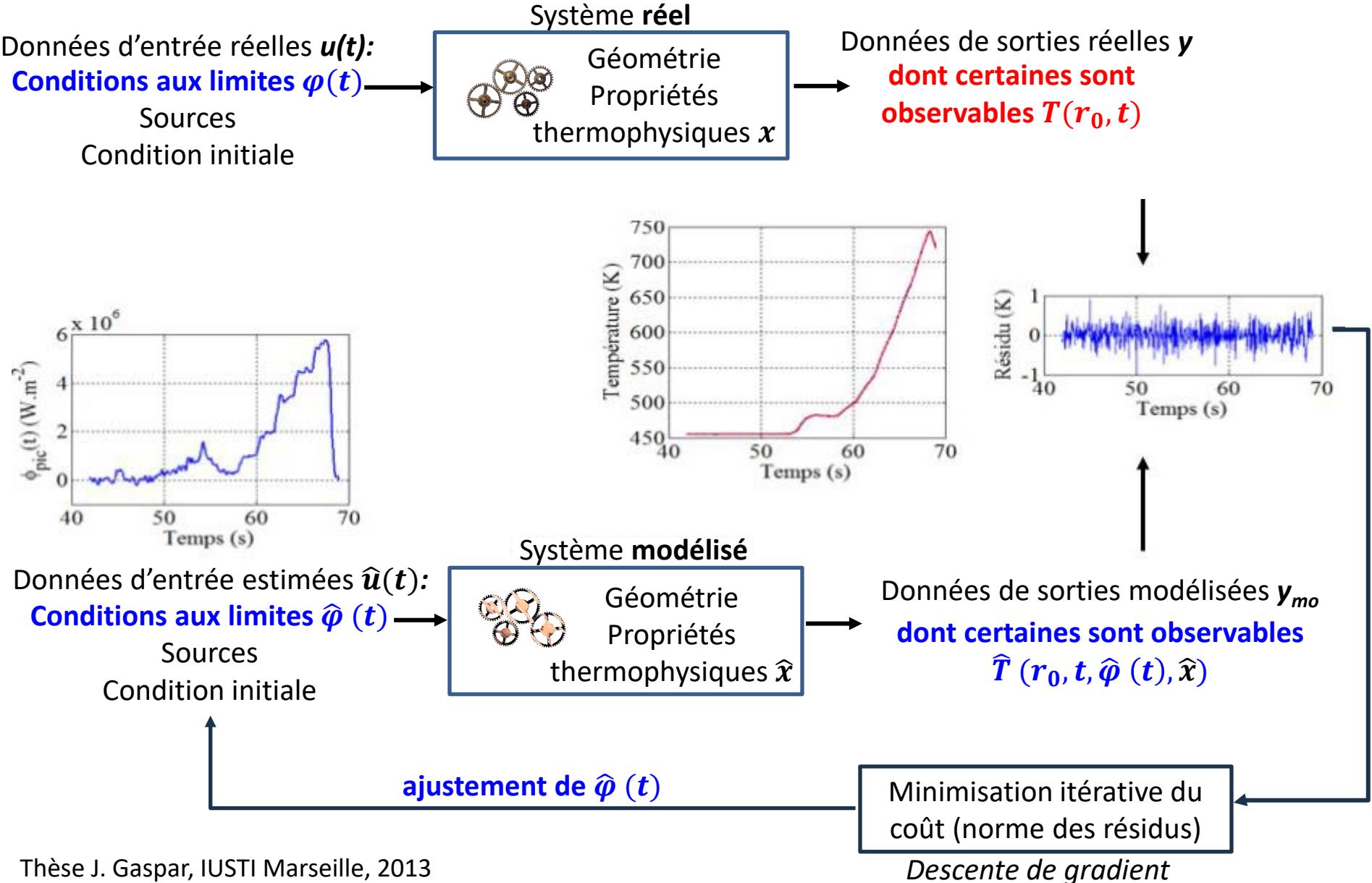
Exemple d'inversion de mesures en thermique : recherche d'un flux surfacique à partir de mesures d'échauffements enfouis



Exemple d'inversion de mesures en thermique : recherche d'un flux surfacique à partir de mesures d'échauffements enfouis

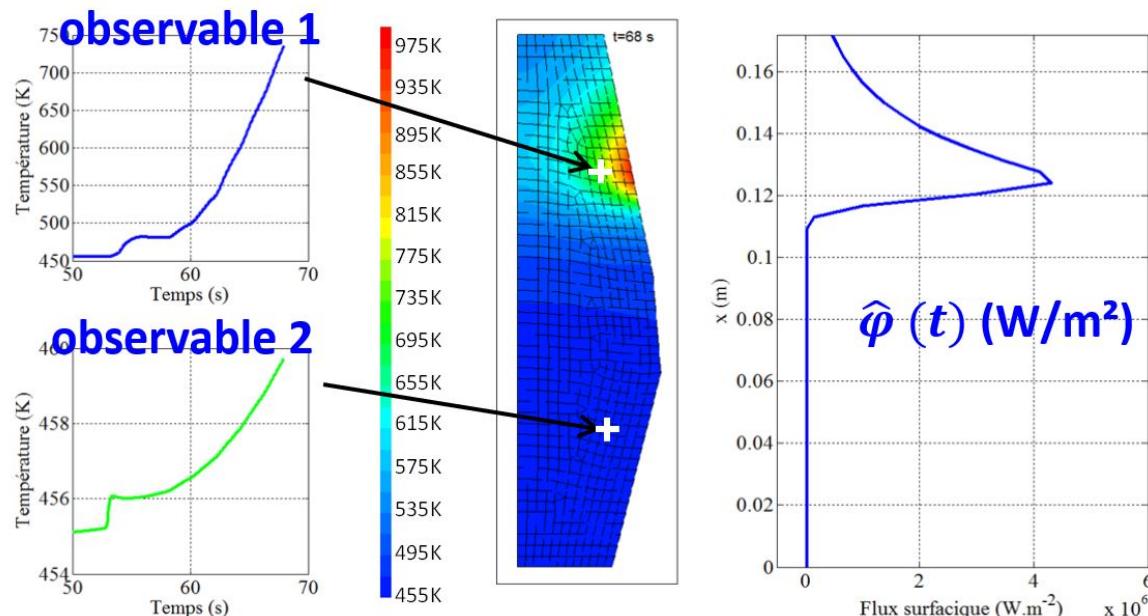
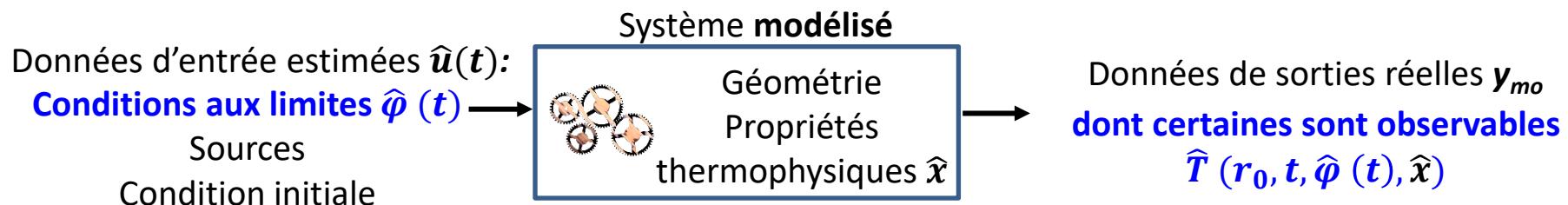


Exemple d'inversion de mesures en thermique : recherche d'un flux surfacique à partir de mesures d'échauffements enfouis



Précisions sur le modèle :

- « **mécanisme, structure** » = transfert de chaleur instationnaire non linéaire dans un solide 2D
- **Modèle de connaissance** : les équations qui lient toutes les entrées $\hat{\varphi}(t), \hat{x}$ aux observables sont connues et résolues ici numériquement
- Pour accéder aux observables (locaux), il faut calculer la solution partout : peut-être ‘lourd’



Précisions sur le modèle :

- « **mécanisme, structure** » = transfert de chaleur instationnaire non linéaire dans un solide 2D
- **Modèle de connaissance** : les équations qui lient toutes les entrées $\hat{\phi}(t)$, \hat{x} aux observables sont connues et résolues ici numériquement
- Pour accéder aux observables (locaux), il faut calculer la solution partout : peut-être '**lourd**'

Autrement dit dans cet exemple :

- **La structure du modèle** n'est pas cherchée, mais seulement ses « paramètres » au sens large
- Elle est donnée par la physique
- Le **modèle direct** est appelé plusieurs fois pour résoudre le problème inverse de mesure

Précisions sur le modèle :

- « **mécanisme, structure** » = transfert de chaleur instationnaire non linéaire dans un solide 2D
- **Modèle de connaissance** : les équations qui lient toutes les entrées $\hat{\varphi}(t), \hat{x}$ aux observables sont connues et résolues ici numériquement
- Pour accéder aux observables (locaux), il faut calculer la solution partout : peut-être '**lourd**'

Autrement dit dans cet exemple :

- **La structure du modèle** n'est pas cherchée, mais seulement ses « paramètres » au sens large
- Elle est donnée par la physique
- Le **modèle direct** est appelé plusieurs fois pour résoudre le problème inverse de mesure

Rappel :

Le modèle direct répond à la question :

« si on impose des causes ($\hat{\varphi}(t), \hat{x}$), quels sont les effets (**observables $T(r_0, t)$**) ?»

On peut symboliser le modèle direct par une fonction $\mathbf{T}(r_0, t) = \mathbf{G}(\hat{\varphi}(t), \hat{x})$

La démarche d'inversion de mesure répond à la question :

« si on mesure des effets (**observables $T(r_0, t)$**) peut-on deviner les causes ($\hat{\varphi}(t), \hat{x}$) qui les ont engendrés ?»

Précisions sur le modèle :

- « **mécanisme, structure** » = transfert de chaleur instationnaire non linéaire dans un solide 2D
- **Modèle de connaissance** : les équations qui lient toutes les entrées $\hat{\varphi}(t), \hat{x}$ aux observables sont connues et résolues ici numériquement
- Pour accéder aux observables (locaux), il faut calculer la solution partout : peut-être '**lourd**'

Autrement dit dans cet exemple :

- **La structure du modèle** n'est pas cherchée, mais seulement ses « paramètres » au sens large
- Elle est donnée par la physique
- Le **modèle direct** est appelé plusieurs fois pour résoudre le problème inverse de mesure

Rappel :

Le modèle direct répond à la question :

« si on impose des causes ($\hat{\varphi}(t), \hat{x}$), quels sont les effets (**observables $T(r_0, t)$**) ?»

On peut symboliser le modèle direct par une fonction $\mathbf{T}(r_0, t) = \mathbf{G}(\hat{\varphi}(t), \hat{x})$

La démarche d'inversion de mesure répond à la question :

« si on mesure des effets (**observables $T(r_0, t)$**) peut-on deviner les causes ($\hat{\varphi}(t), \hat{x}$) qui les ont engendrés ?»

- Le **modèle direct** travaille donc dans le **sens « naturel »** causes → effets
- On parle de 'démarche inverse' plutôt que d'un '**modèle inverse**' (effets → causes). Quoique?...

Les problématiques de la journée

- **Méthodes d'identification de modèle à partir de mesures.** Si on ne se donne « pas du tout » ou « pas complètement » la physique pour construire le modèle
 - Dérivées non entières, modèle convolutif (ARX)
 - Outils de l'IA pour relier les données observées (entrées, sorties)
 - Outils de l'IA « Informés par la Physique »
 - Ces outils visent-ils finalement à construire un « modèle inverse », ou en tout cas un outil qui travaille dans le sens effets→causes ?

Les problématiques de la journée

- **Méthodes d'identification de modèle à partir de mesures.** Si on ne se donne « pas du tout » ou « pas complètement » la physique pour construire le modèle
 - Dérivées non entières, modèle convolutif (ARX)
 - Outils de l'IA pour relier les données observées (entrées, sorties)
 - Outils de l'IA « Informés par la Physique »
 - Ces outils visent-ils finalement à construire un « modèle inverse », ou en tout cas un outil qui travaille dans le sens effets→causes ?
- **Réduction de modèles analytiques ou numériques détaillés.**
 - Sans IA : méthode AROM en rayonnement de surface
 - Avec IA : différents types de réseaux de neurones selon les applications

Les problématiques de la journée

- **Méthodes d'identification de modèle à partir de mesures.** Si on ne se donne « pas du tout » ou « pas complètement » la physique pour construire le modèle
 - Dérivées non entières, modèle convolutif (ARX)
 - Outils de l'IA pour relier les données observées (entrées, sorties)
 - Outils de l'IA « Informés par la Physique »
 - Ces outils visent-ils finalement à construire un « modèle inverse », ou en tout cas un outil qui travaille dans le sens effets→causes ?
- **Réduction de modèles analytiques ou numériques détaillés.**
 - Sans IA : méthode AROM en rayonnement de surface
 - Avec IA : différents types de réseaux de neurones selon les applications

Remarque : le thème du « Design par les outils de l'IA » n'est pas abordé aujourd'hui,
Voir Denis Rochais, GdR Tamarys « Matériaux numériques »

Les questions qui peuvent être abordées à cette journée :

- Confiance dans les résultats : les outils de l'IA fournissent-ils une évaluation de cette confiance (« covariance »)?
- Points communs dans les méthodes utilisées en descente de gradient et dans l'estimation des paramètres d'un réseau de neurones?
- Les cas pathologiques en estimation de paramètres/fonction : paramètres corrélés ou faiblement sensibles → quels symptômes avec l'IA?
- IA utile pour remplacer les lookup tables, abaques? IA = « super-interpolateur»?
- lien entre PINN (Physic Informed Neural Network) et méthodes bayesiennes : information a priori prise en compte dans l'estimation des grandeurs recherchées?
- Dans quelles situations l'IA est à privilégier? « Grand » nombre d'entrées et de sorties?
- Les signaux instationnaires posent-ils un problème particulier?
- ... ?

Conclusion : Valorisation de cette journée, Jean-Luc Battaglia

Programme

E. Abisset-Chavanne (I2M, Bordeaux) - Quel apport de l'IA dans l'obtention et le traitement des données expérimentales ?	Mécanique, IA, nombreuses data
J.-L. Battaglia (I2M, Bordeaux) - Identification de systèmes thermiques linéaires et non linéaires par des structures mathématiques d'intégration d'ordre non entier.	Thermique Instationnaire, identification de modèle
F. André (CETHIL, Lyon) – Combinaison de modèles physiques et d'outils d'apprentissage statistique pour l'approximation des propriétés radiatives d'atmosphères non-uniformes. Partie 1 : Principe et fondements théoriques	Rayonnement gaz, IA, réduction de modèle?
C. Delage (CETHIL, Lyon) – Partie 2 : Ajustement des paramètres du modèle sur des données d'apprentissage - cas de la bande A de l'oxygène (EPS-SG 3MI)	Rayonnement gaz, IA, réduction de modèle?
M.-H. Aumeunier (CEA, Cadarache) – Réseaux neuronaux convolutifs pour la thermographie quantitative en environnement complexe.	Rayonnement de surface, IA, réduction de modèle?
H. Orlande (COPPE, Rio de Janeiro) – Metamodel based on evolutionary neural networks for the solution of inverse problems within the Bayesian framework of statistics	Hydraulique, IA, réduction de modèle
B. Gaume, Y. Rouizi, F. Joly, O. Quéméner (LMEE, Evry Val d'Essone) - Apport des modèles réduits pour la mesure thermique indirecte en temps réel dans un four rayonnant	Rayonnement de surface instationnaire, réduction de modèle
O. Farges (LEMTA, Nancy) – Modélisation du transfert radiatif dans des milieux participants, par réseaux de neurones bayésiens et méthode de Monte Carlo.	Rayonnement gaz, IA, réduction de modèle?
Y. Cheny (LEMTA, Nancy) – Reconstruction de courants de gravité par réseaux de neurones informés par la physique (PINNs)	Mécanique des fluides, IA, Réduction de modèle?
D. Maillet, B. Rémy, A. Barthélémy (LEMTA, Nancy) – Construction de modèles convolutifs transitoires ou paramétriques (ARX) pour une utilisation ultérieure directe ou inverse en thermique	Thermique Instationnaire, identification de modèle