



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

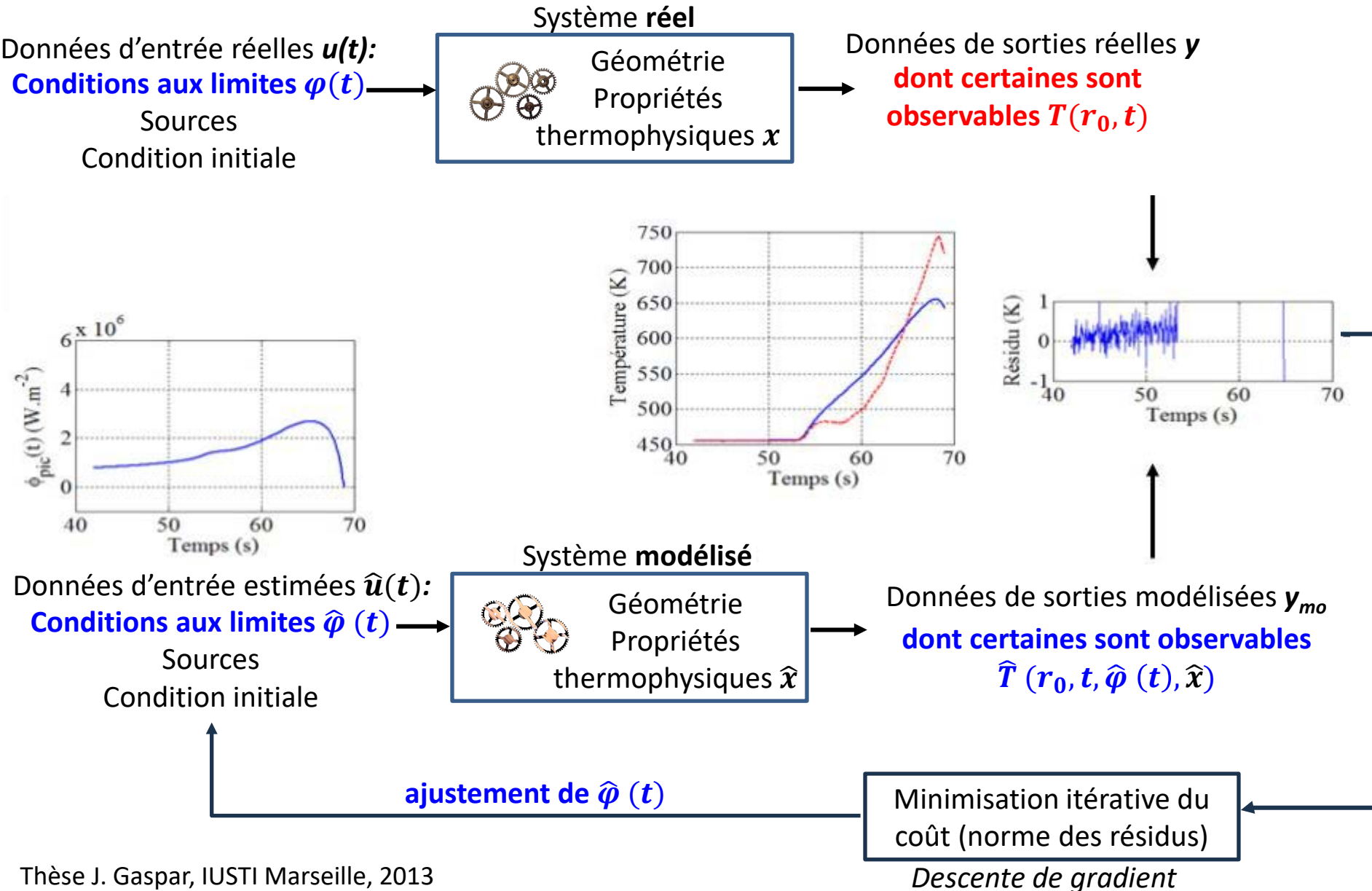
Metti⁸

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

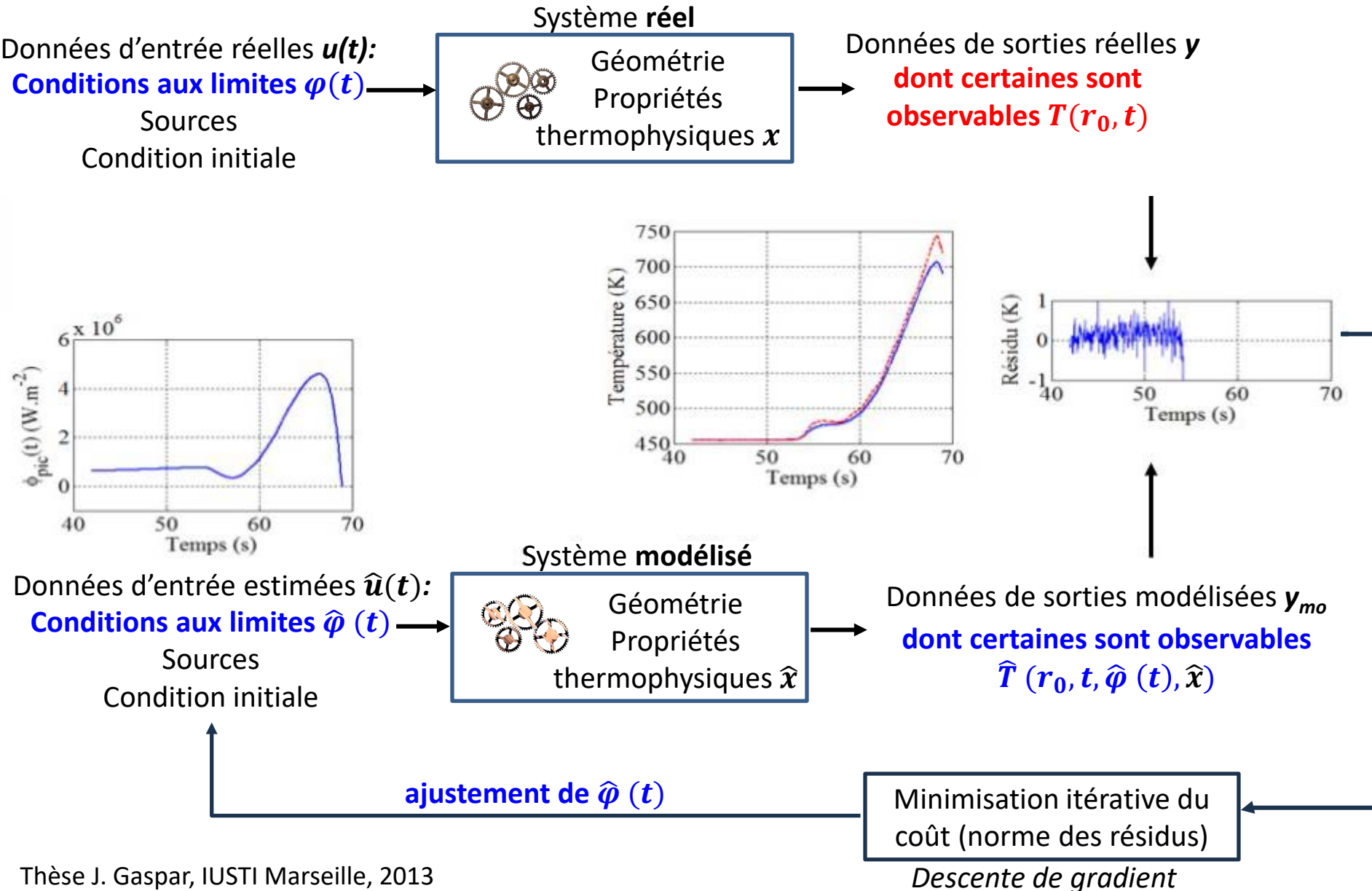
*Advanced Autumn School in
Thermal Measurement &
Inverse Techniques*

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

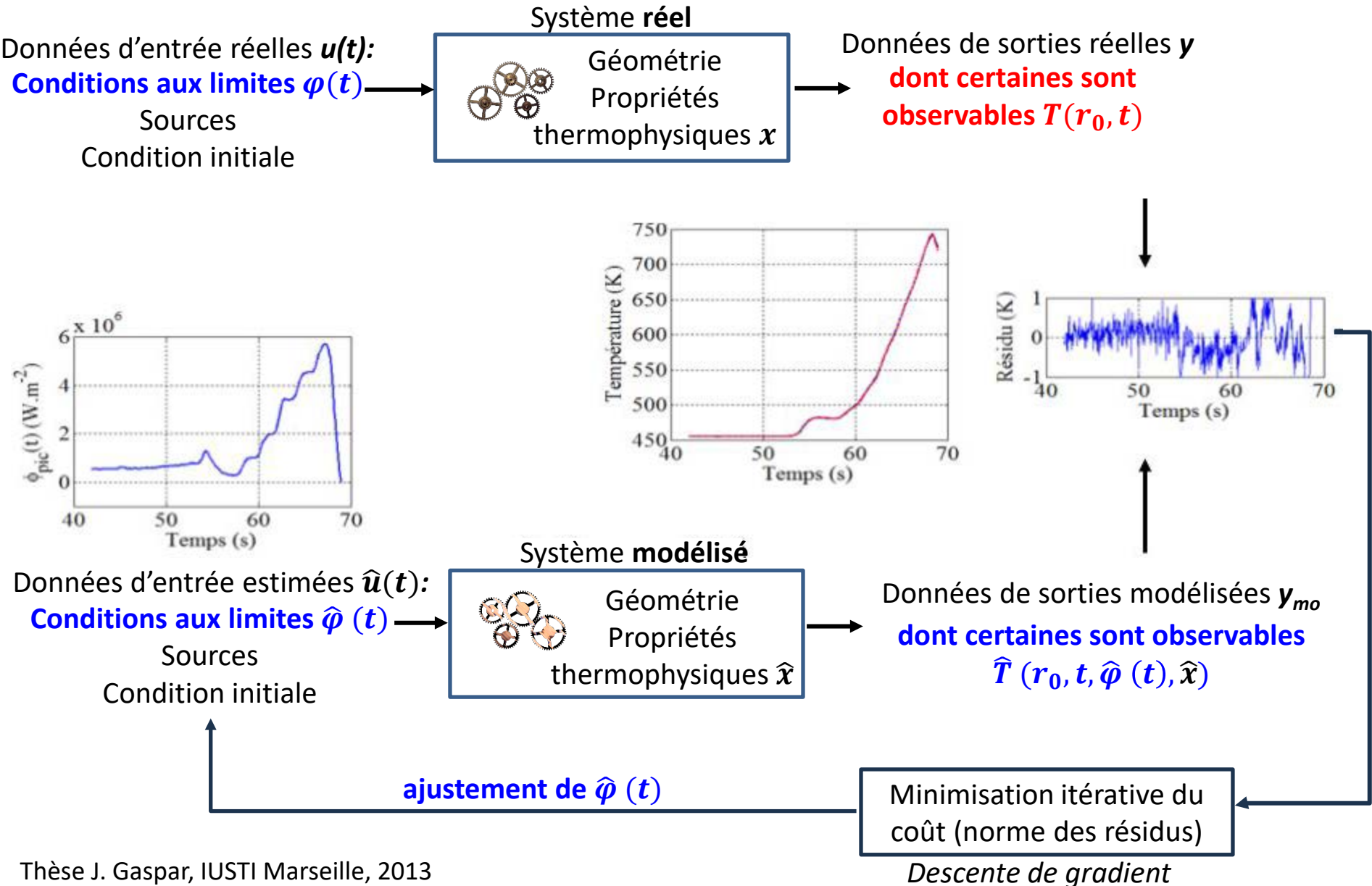
Exemple d'inversion de mesures en thermique : recherche d'un flux surfacique à partir de mesures d'échauffements enfouies



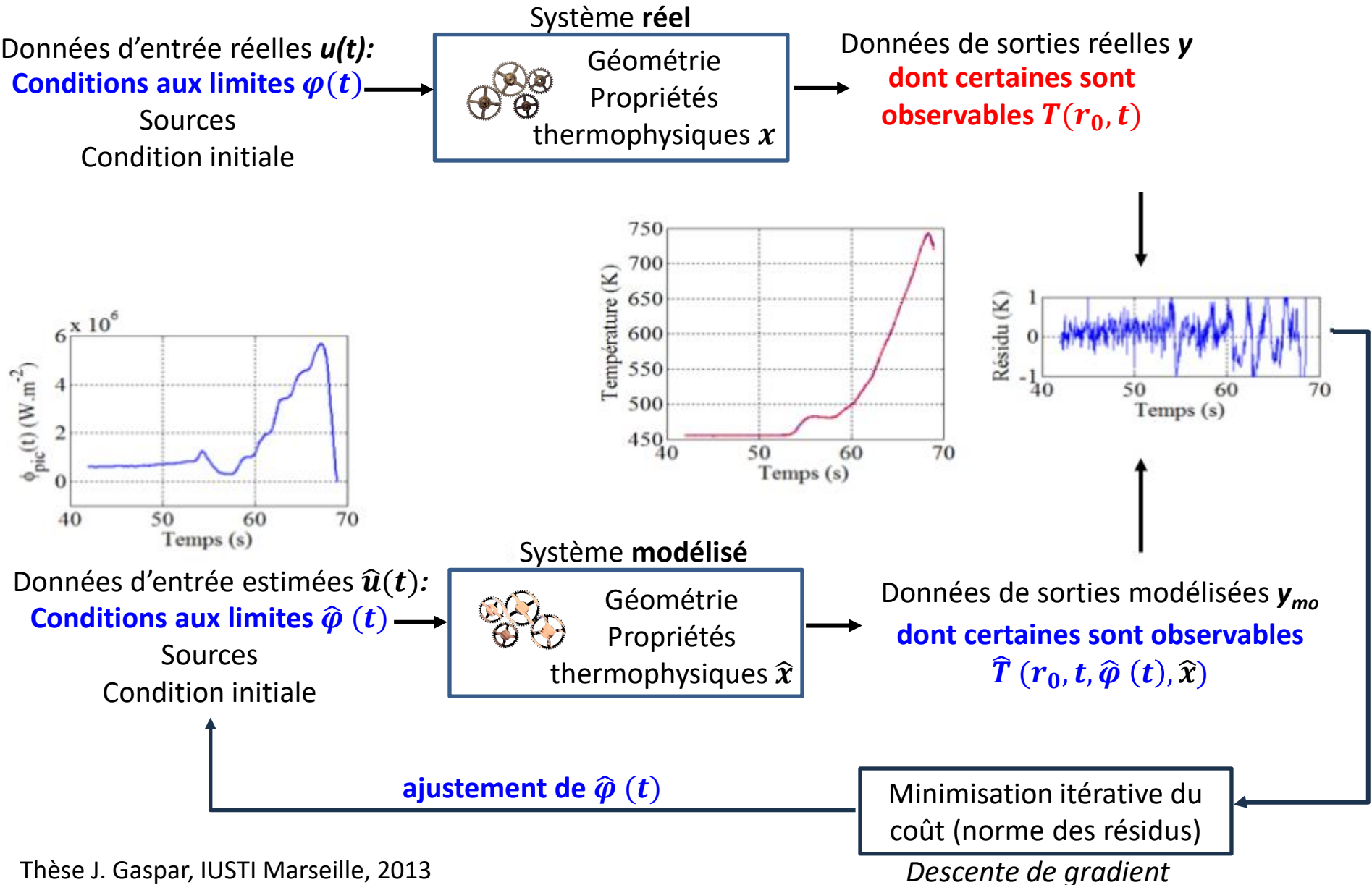
Exemple d'inversion de mesures en thermique : recherche d'un flux surfacique à partir de mesures d'échauffements enfouies



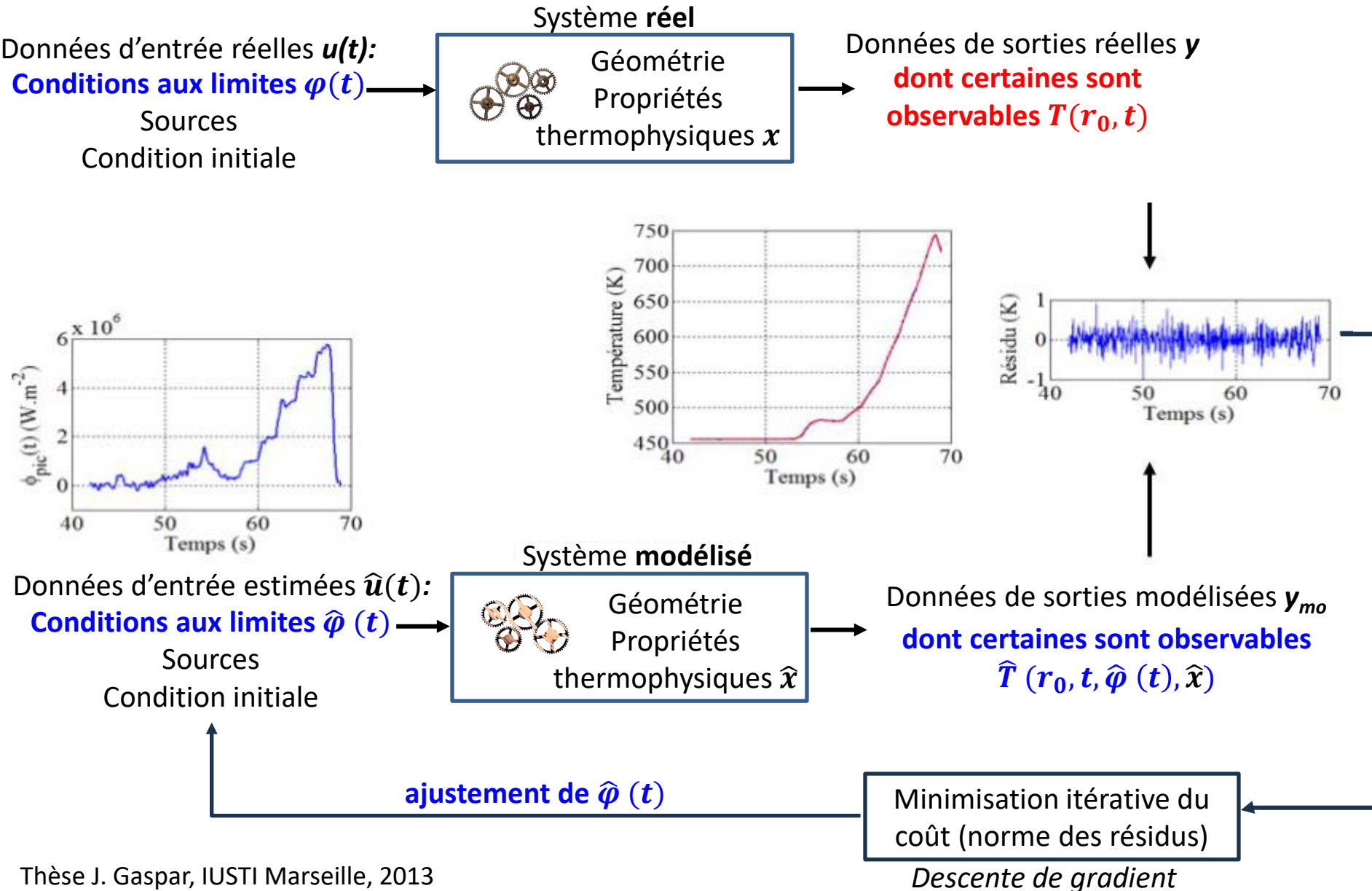
Exemple d'inversion de mesures en thermique : recherche d'un flux surfacique à partir de mesures d'échauffements enfouies



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

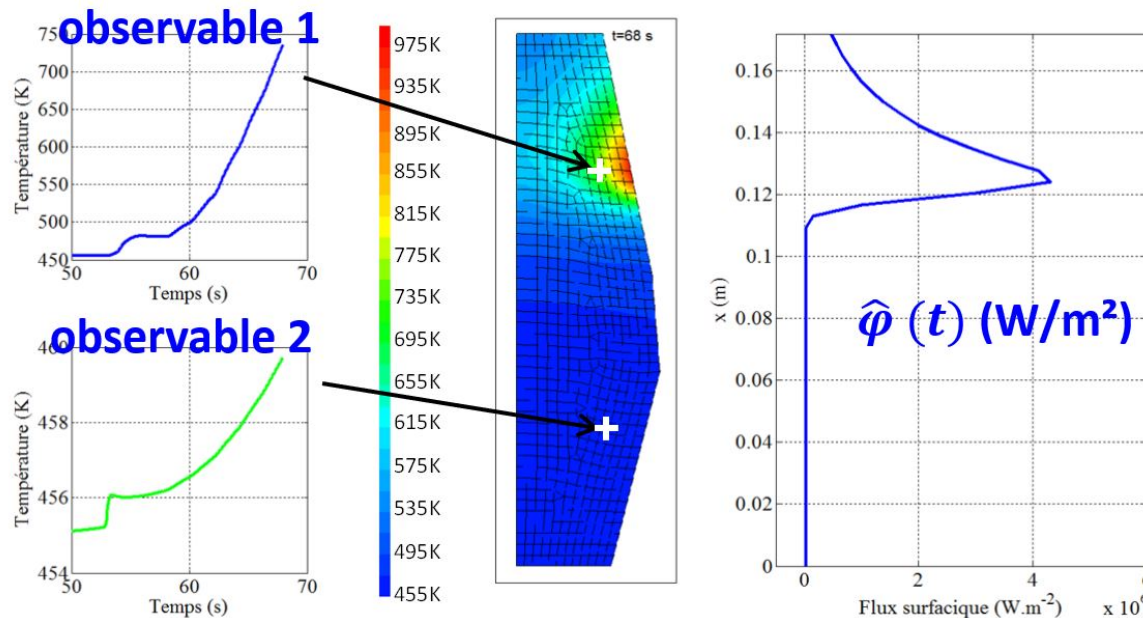
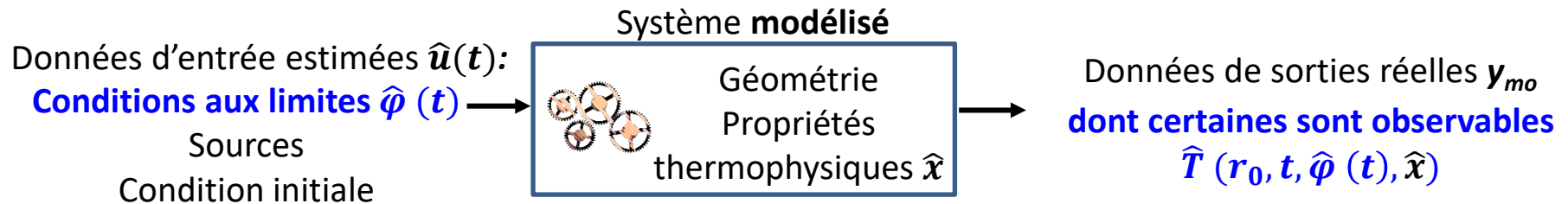


Exemple d'inversion de mesures en thermique : recherche d'un flux surfacique à partir de mesures d'échauffements enfouies



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 $T(r_0, t) = G(\hat{\varphi}(t), \hat{x})$

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 $T(r_0, t) = G(\hat{\varphi}(t), \hat{x})$

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 \rightarrow effets
- On parle de 'démarche inverse' plutôt que d'un '**modèle inverse**' (effets \rightarrow 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 bayésiennes : 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. Quémener (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. Barthélemy (LEMTA, Nancy) – Construction de modèles convolutifs transitoires ou paramétriques (ARX) pour une utilisation ultérieure directe ou inverse en thermique	Thermique Instationnaire, identification de modèle