



Journée SFT du 8 Juin 2023



UNIVERSITÉ  
DE LORRAINE

*Groupe "Mesures thermiques et techniques inverses" (METTI)*

## **Construction de modèles convolutifs transitoires ou paramétriques (ARX) pour une utilisation ultérieure directe ou inverse en thermique**

*Denis Maillet, Benjamin Rémy, Adrien Barthélémy*  
LEMTA (Université de Lorraine & CNRS , Nancy)

[denis.maillet@univ-lorraine.fr](mailto:denis.maillet@univ-lorraine.fr)



## Plan de l'exposé

- 1. **Modèle convolutif** transitoire générique en diffusion/advection thermique : conditions d'application, propriétés et expressions
- 2. Un modèle paramétrique: le **modèle ARX** (AutoRégressif à variable(s) Exogène(s))
- 3. liens entre modèles **ARX** et **convolutif**: choix du nombre de paramètres et reconstruction de la réponse impulsionnelle
- 4. Conclusions/perspectives

## 1.1 Rappel: Transformée de Laplace transform et Equation différentielle ordinaire Linéaire à coefficients Indépendants du Temps (LTI)

$$\begin{cases} \frac{dy}{dt} + a y = b u ; \text{ } a \text{ et } b : \text{ constantes} \\ y(t=0) = y_0 \end{cases}$$

TRANSFORMATION DE LAPLACE :  $\bar{y}(p) = \mathcal{L} [y(t)] = \int_0^{\infty} \exp(-pt) y(t) dt$

variable de Laplace

**Propriété 1 :**

$$\mathcal{L} \left[ \frac{dy}{dt} \right] = p \bar{y} - y_0$$

$$\bar{y}(p) = \frac{b}{p+a} \bar{u}(p) + \frac{1}{p+a} y_0 = \bar{y}_{\text{forcé}}(p) + \bar{y}_{\text{relax}}(p)$$

$$\bar{y}_{\text{forced}}(p) = \bar{h}(p) \bar{u}(p)$$

fonction de transfert

$$\bar{u}(p) \rightarrow \boxed{\bar{h}(p)} \rightarrow \bar{y}_{\text{forced}}(p)$$

$$\bar{y}_{forced}(p) = \bar{h}(p) \bar{u}(p)$$

fonction de transfert

$$\bar{u}(p) \rightarrow \boxed{\bar{h}(p)} \rightarrow \bar{y}_{forced}(p)$$

**Propriété 2 :**  $\mathcal{L}^{-1} [\bar{h}(p) \bar{u}(p)] = (h * u)(t) \equiv \int_0^t h(t-t') u(t') dt' = \int_0^t h(t') u(t-t') dt'$

produit de convolution

$$y_{forced}(t) = (h * u)(t) = \int_0^t h(t-t') u(t') dt'$$

↓                      ↓                      ↓  
 Sortie                Réponse                Entrée  
 Réponse                impulsionnelle        Excitation  
 (conséquence)                                    (cause)

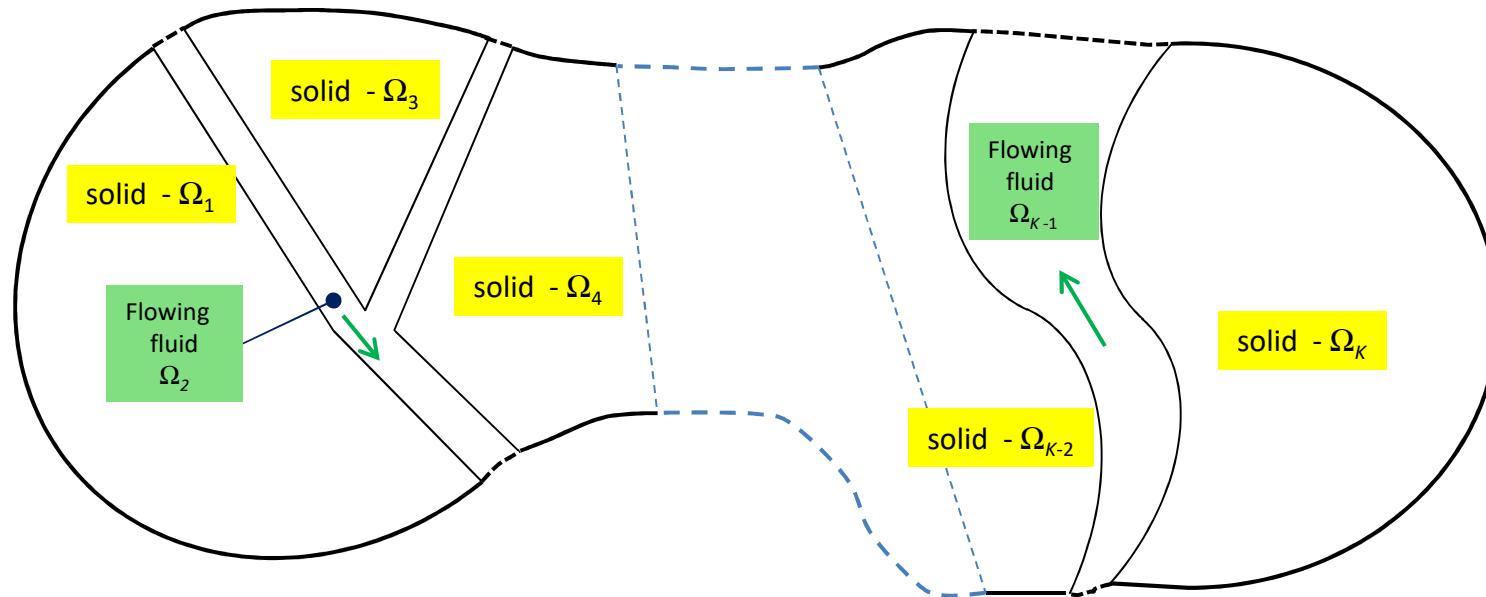
Ici, **problème mathématique**:

Expression analytique de la réponse imulsionnelle or impulse response:  $h(t) = b \exp(-at)$

Expression analytique du terme de relaxation:  $y_{relax}(t) = y_0 \exp(-at)$

## 1.2 Transformée de Laplace et transfert 3 D

Système physique **multicomposant** =  $K$  domaines **solides** ou **fluides**



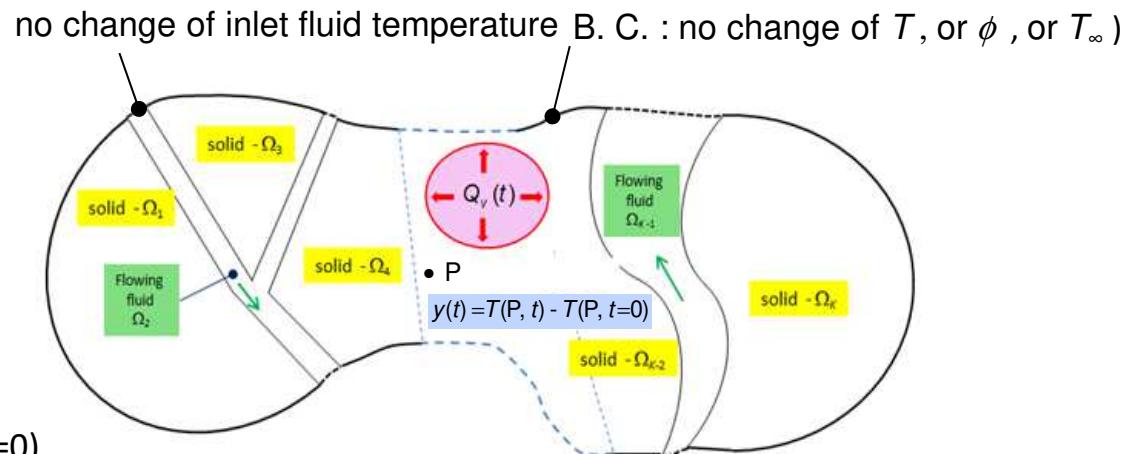
Hypothèses: **propriétés thermophysiques** et **champ des vitesses** invariants en temps

- hypothèses :*
- régime initial permanent + (éventuellement) multiplicité sources permanentes (puissances thermiques et/ou températures imposées) dont 1 excitation volumique d'intensité uniforme  $Q_v^{ss}$  sur une une portion du domaine
  - à l'instant  $t = 0^+$ , on change  $Q_v^{ss}$  en  $Q_v^{ss} + Q_v(t)$  (perturbation)
  - pas de changement des autres sources, ni de  $T_\infty$  , ni des coeffs. échange externes, ni de(s) température(s) d'entrée des fluide(s) interne(s)

Variation température  
en tout point P ( $t > 0$ ):

$$\theta(P, t) = T(P, t) - T_{init}(P)$$

Soustraction: E. chaleur ( $t > 0$ ) – E chaleur ( $t \leq 0$ )



$$\boxed{\rho c(P) \frac{\partial \theta}{\partial t}(P, t)} + \boxed{\rho c(P) \vec{u}(P) \cdot \vec{\nabla} \theta(P, t)} = \boxed{\vec{\nabla} \cdot (\lambda(P) \vec{\nabla} \theta(P, t))} + \boxed{\frac{f(P)}{V_{source}} Q_v(t)}$$

Transient                      Advection                      Conduction                      Internal source

EDP + conditions limites: *Linéaires à coefficients Invariants en Temps (LTI)* + *source séparable* + *régime initial permanent*

Consequences : *Equation de la chaleur dans le domaine de Laplace\** (disparition dérivée temporelle)

$$\rho c(P) p \bar{\theta}(P, p) + \rho c(P) \vec{u}(P) \cdot \vec{\nabla} \bar{\theta}(P, p) = \vec{\nabla} \cdot (\lambda(P) \vec{\nabla} \bar{\theta}(P, p)) + \frac{f(P)}{V_{\text{source}}} \bar{Q}_v(p)$$

Transient                      Advection                      Conduction                      Internal source

entrée :  $\bar{u}(p) \equiv \bar{Q}_v(p) \Rightarrow$  solution = sortie  $\bar{y}(P, t)$  en température ou en densité de flux en tout point P

$$\bar{y}(P, p) = \bar{h}(P, p) \bar{u}(p)$$

proportionnalité

ou produit convolution (en temps)

Réponse forcée

$$y(P, t) = h(P, t) * u(t) = \int_0^t h(P, t-t') u(t') dt'$$

excitation

**Transient variation of excitation :**

$$u(t) = Q_v(t) - Q_v^{init} \text{ or } Q_s(t) - Q_s^{init}$$

or  $T_s(t) - T_s^{init}$  or  $T_\infty(t) - T_\infty^{init}$

or  $T_b^{in}(t) - T_b^{in, init}$

**Impulse response**

$$h(P, t)$$

« init »= initial steady state

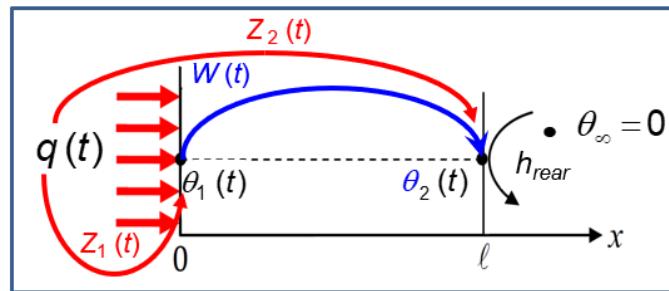
**Transient variation of temperature at point P**

$$y(t) = T(P, t) - T_{init}(P)$$

or variation of local heat flux  $\phi_x(P, t)$   
in any direction x

Excitation $u$	Response $y$	Transfer function $H$
Power source $Q$ (watts)	Temperature difference $\theta$ (kelvins)	Impedance $Z$ ( $\text{K.J}^{-1}$ )
Temperature difference $\theta$ (kelvins)	Temperature difference $\theta$ (kelvins)	Transmittance $W$ ( $\text{s}^{-1}$ )
Power source $Q$ (watts)	Rate of heat flow $\Phi$ (watts)	Transmittance $W$ ( $\text{s}^{-1}$ )
Temperature difference $\theta$ (kelvins)	Rate of heat flow $\Phi$ (watts)	Admittance $Y$ ( $\text{W.K}^{-1}.s^{-1}$ )

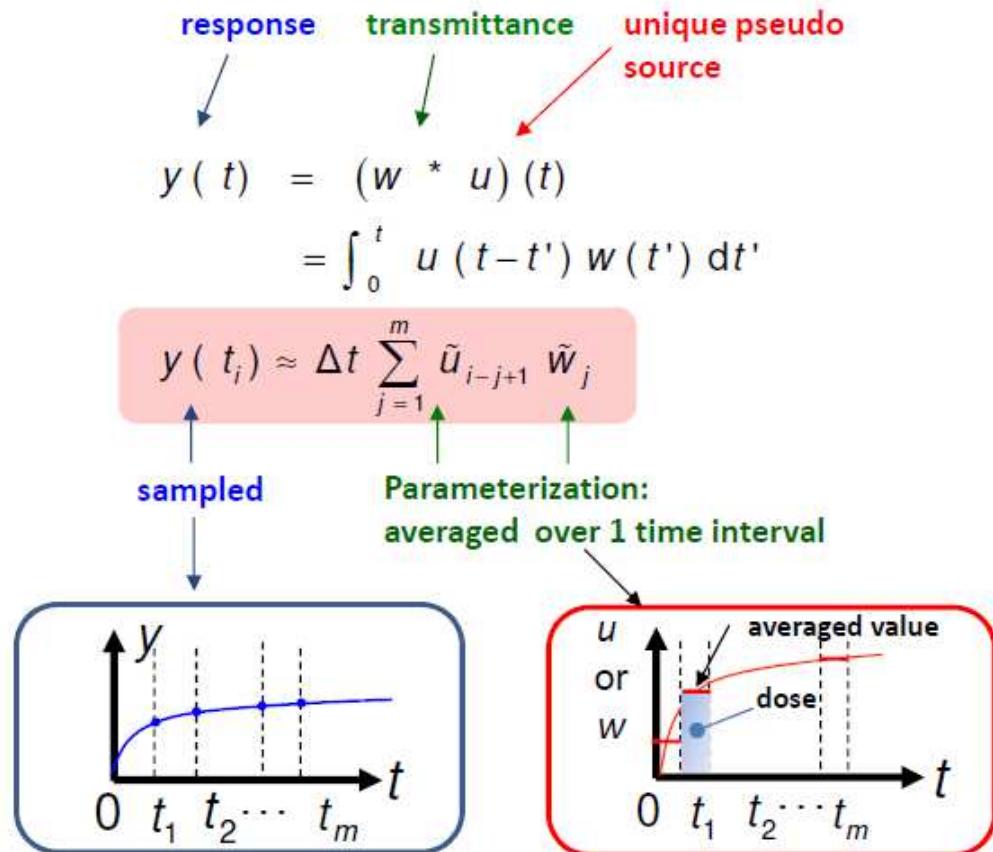
### 1.3 Ecriture d'un produit de convolution discret (cas d'une transmittance paramétrisée)



$q(t)$  : vraie source

$u(t) = \theta_1(t)$  : pseudo-source = entrée

$y(t) = \theta_2(t)$  : sortie



## Forme vectorielle/matricielle d'un produit de convolution discret

Introduction of a square matrix, function  $\mathbf{N}$

(.) that depends on a column-vector  $\mathbf{x}$ :

$\mathbf{N}(\mathbf{x})$  is a **Lower Triangular Toeplitz matrix (LTTM)**

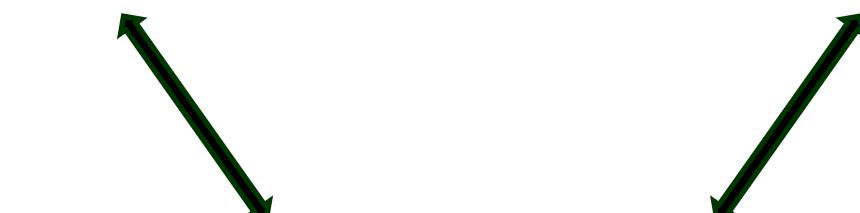
(nice mathematical properties: set of LTTM = commutative ring\*)

$$\mathbf{N}(\mathbf{x}) \equiv \begin{bmatrix} x_1 & & & & \\ x_2 & x_1 & & & 0 \\ x_3 & x_2 & x_1 & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \\ x_k & x_{k-1} & x_{k-2} & \cdots & x_1 \end{bmatrix}$$

Continuous time domain:

$$\mathbf{y}(t) = (\mathbf{h}^* \mathbf{u})(t) \quad \longleftrightarrow \quad \bar{\mathbf{y}}(p) = \bar{\mathbf{h}}(p) \bar{\mathbf{u}}(p)$$

Laplace domain :



Discrete vector form (numerical quadrature for each line) :

$$\mathbf{y} = \mathbf{N}(\hat{\mathbf{h}}) \quad \tilde{\mathbf{u}} = \mathbf{N}(\tilde{\mathbf{u}}) \quad \hat{\mathbf{h}}$$

$\mathbf{y}$  : vector of **instant values** of output

$\tilde{\mathbf{u}}$  : vector of **averaged values** of  $u(t)$

$\hat{\mathbf{h}}$  : vector of **doses** of  $h(t)$

Matrices de convolution  $\mathbf{M}(\cdot)$

vecteur des moyennes par intervalle :  $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{N}(\mathbf{x})$

vecteur des doses :  $\hat{\mathbf{x}} = \Delta t \tilde{\mathbf{x}}$

$$\mathbf{M}(\mathbf{x}) \equiv \mathbf{N}^2(\mathbf{f}) \mathbf{N}(\mathbf{x})$$

$$\text{avec } \mathbf{f} = \frac{1}{2} [1 \ 1 \ 0 \dots 0]^T$$

$$\text{NB1: } \mathbf{M}(\mathbf{x}) = \Delta t \mathbf{N}(\tilde{\mathbf{x}})$$

$$\text{avec } \tilde{x}_i = \frac{1}{4} (x(t_{i-2}) + 2x(t_{i-1}) + x(t_i))$$

$$\text{NB2: } (\mathbf{N}(\mathbf{f}))^{-1} = \mathbf{N}(\mathbf{f}^+)$$

$$\text{avec } \mathbf{f}^+ = 2 [1 \ -1 \ 1 \ -1 \ \dots \ (-1)^{m-1}]^T$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{M}(\mathbf{u}) \quad \mathbf{h} = \mathbf{M}(\mathbf{h}) \mathbf{u}$$

modèle pour identifier  $\mathbf{h}$

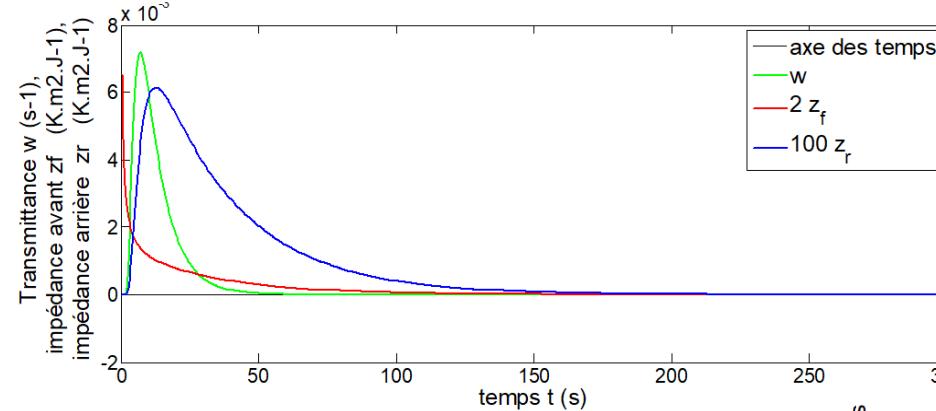
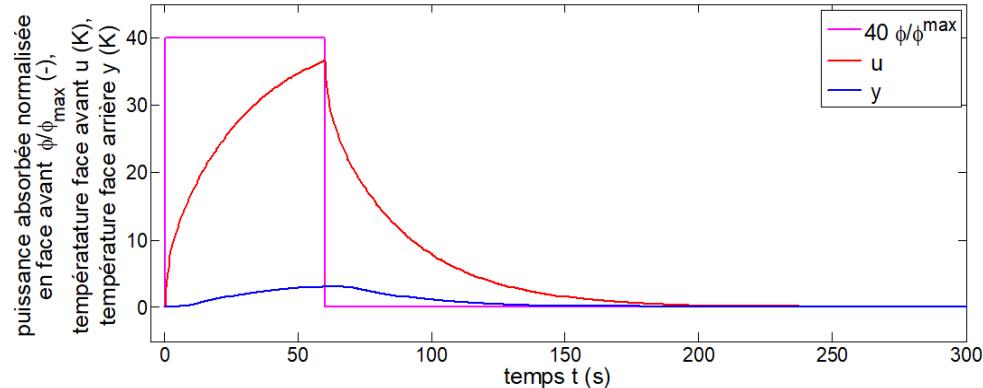
modèle pour estimer  $\mathbf{u}$

$\mathbf{y}$ : vector of instant values of output  $y(t)$

$\mathbf{u}$ : vector of instant values of input  $u(t)$

$\mathbf{h}$ : vector of instant values of impulse response  $h(t)$

## 1.4 Identification d'une transmittance en 1D : plaque isolant léger & fortes pertes face arrière



Ajout de bruit:

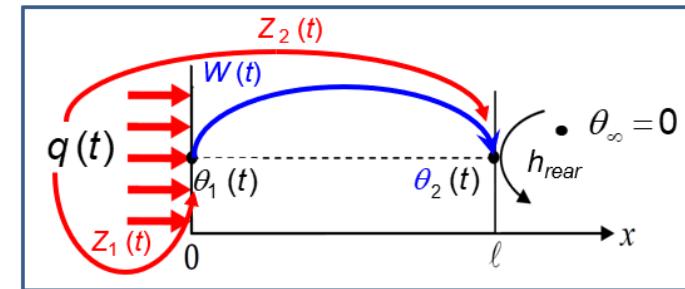
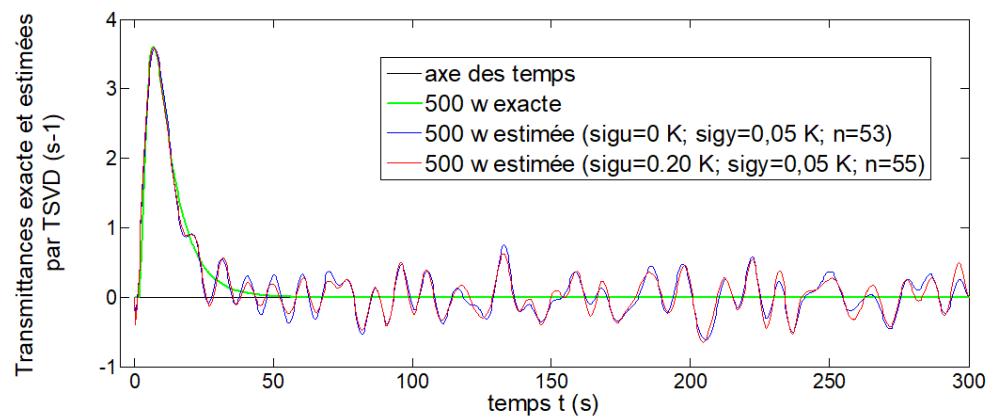
$$\mathbf{y} = \mathbf{y}^{\text{exact}} + \boldsymbol{\varepsilon}_y$$

$$\mathbf{u} = \mathbf{u}^{\text{exact}} + \boldsymbol{\varepsilon}_u$$

Régularisation par TSVD :

53 ou 55 valeurs singulières conservées

Résidus  $\approx$  bruit sur sortie (Morozov)



$q(t)$  : vraie source

$u(t) = \theta_1(t)$  : pseudo-source = entrée

$y(t) = \theta_2(t)$  : sortie

Calcul direct en Laplace: quadripôles\* (analytique  
+ inversion numérique de Laplace (1000 temps)

$$\text{cond } (\mathbf{M}(u)) = 1.02 \cdot 10^{23}$$

## 2. Modèles ARX

$$y_k = - \sum_{\substack{i=1 \\ i < k}}^{n_a} a_i y_{k-i} + \sum_{j=1}^{n_b} b_j u_{k-j+1-n_r}$$

partie  
AutoRégressive
partie  
eXogène

Modèle scalaire obtenu par pondération entre termes de relaxation et termes de forçage, en faisant glisser le temps initial\*

4 étapes:

- Choix de l'ordre du modèle:  $na, nb, nr$  (retard)
- Calibrage = estimation des  $a_i$  et des  $b_j$  : moindres carrés ordinaires
- Calcul des résidus
- Validation en direct du jeu de coefficients sur une autre expérience

Sur **données exactes** (températures faces AV/AR de la plaque), sélection du meilleur jeu de  $n_a, n_b, n_r$  pour un jeu de paramètres entiers variant entre limites extrêmes, en minimisant le critère de Akaike:

$$AIC_c = m \ln \left( \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (y_{\text{measure}}[k] - y_{\text{ARX}}[k])^2 \right) + 2n + m[\ln(2\pi) + 1] + \frac{2n(n+1)}{m-n-1}$$

Avec :

- $m$  le nombre de mesures
- $y_{\text{measure}}$  la sortie « mesurée »
- $y_{\text{ARX}}$  la sortie calculée par le modèle ARX (en mode « simulation »)
- $n$  le nombre de paramètres ( $n = n_a + n_b + 1$ )

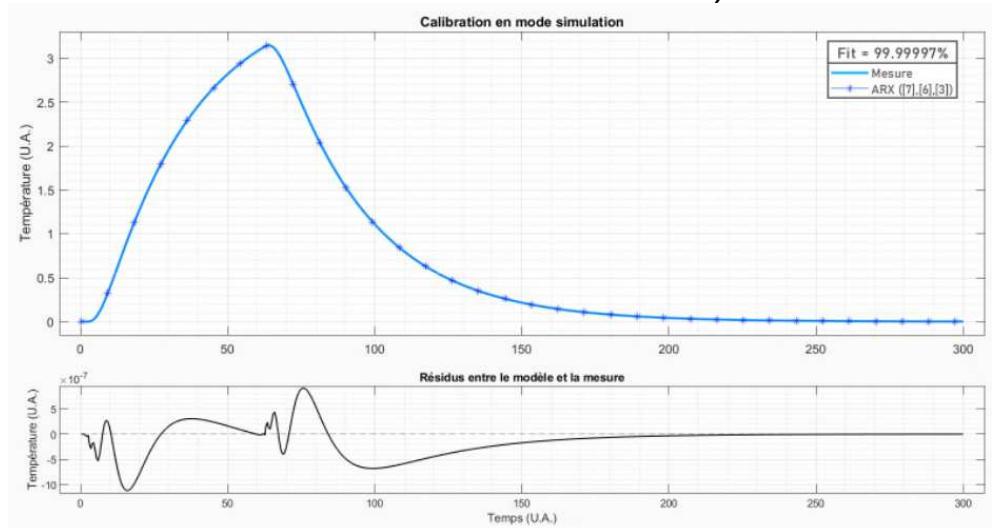
- Cas n°1 -  $1 \leq n_a \leq 5, 1 \leq n_b \leq 5$  et  $n_r = 0$  (25 modèles ARX en compétition pour l'AICc)
- Cas n°2 -  $1 \leq n_a \leq 5, 1 \leq n_b \leq 5$  et  $0 \leq n_r \leq 5$  (150 modèles ARX en compétition)
- Cas n°3 -  $1 \leq n_a \leq 10, 1 \leq n_b \leq 10$  et  $n_r = 0$  (100 modèles ARX en compétition)
- Cas n°4 -  $1 \leq n_a \leq 10, 1 \leq n_b \leq 10$  et  $0 \leq n_r \leq 10$  (1100 modèles ARX en compétition)

## Résultats :

Cas	$n_a$	$n_b$	$n_r$	fit (%)
1	5	5	0	99.89886
2	5	5	4	99.99695
3	9	10	0	99.99954
4	7	6	3	99.99997

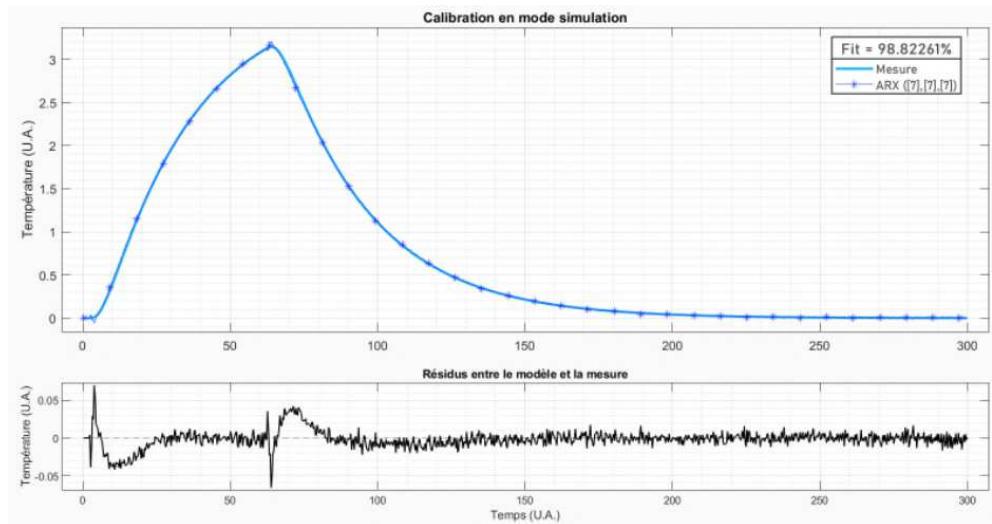
$$\text{fit} = \left( 1 - \frac{\| \mathbf{y} - \mathbf{y}_{\text{ARX}}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) \|}{\| \mathbf{y} - \mathbf{y}_{\text{average}} \|} \right)$$

## Sur données exactes ( $\sigma_u = 0 \text{ K}$ , $\sigma_y = 0 \text{ K}$ )



Cas	$n_a$	$n_b$	$n_r$	fit (%)
1	5	5	0	99.89886
2	5	5	4	99.99695
3	9	10	0	99.99954
4	7	6	3	99.99997

## Sur données bruitées ( $\sigma_u = 0.2 \text{ K}$ , $\sigma_y = 0.05 \text{ K}$ )



Cas	$n_a$	$n_b$	$n_r$	fit (%) par rapport à $y_{noise}$	fit (%) par rapport à $y_{exact}$
1	4	5	0	94.32609	97.13266
2	4	5	5	94.39405	97.32243
3	4	10	0	94.57951	97.82692
4	7	7	7	94.86628	98.82261

### 3. Du modèles ARX au modèle convolutif

$$\sum_{\substack{i=0 \\ i < k}}^{n_a} \color{blue}{a_i} \color{blue}{y_{k-i}} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \leq k}}^{n_b} \color{red}{b_j} \color{red}{u_{k-j+1-n_r}} \text{ où } a_0 = 1$$



ressemble à un double produit de convolution discret

On complète les coefficients  $a$  et  $b$  par des zéros  $\rightarrow$  vecteurs  $\mathbf{a}_{\text{large}}$  et  $\mathbf{b}_{\text{large}}$  ( $m \times 1$ )

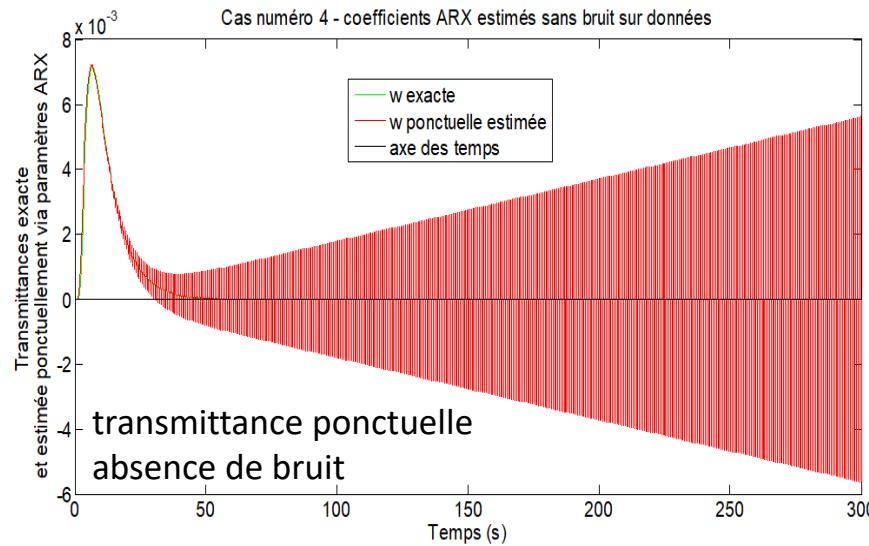
$$\begin{aligned} \mathbf{N}(\mathbf{a}_{\text{large}}) \mathbf{y}_{\text{ARX}} &= \mathbf{N}(\mathbf{b}_{\text{large}}) \mathbf{u} \\ \Rightarrow \mathbf{y}_{\text{ARX}} &= (\mathbf{N}(\mathbf{a}_{\text{large}}))^{-1} \mathbf{N}(\mathbf{b}_{\text{large}}) \mathbf{u} = \mathbf{C} \mathbf{u} \end{aligned}$$

Rappel:  $\mathbf{y}_{\text{conv}} = \Delta t \mathbf{N}^2(\mathbf{f}) \mathbf{N}(\mathbf{w}) \mathbf{u} = \mathbf{M}(\mathbf{w}) \mathbf{u}$

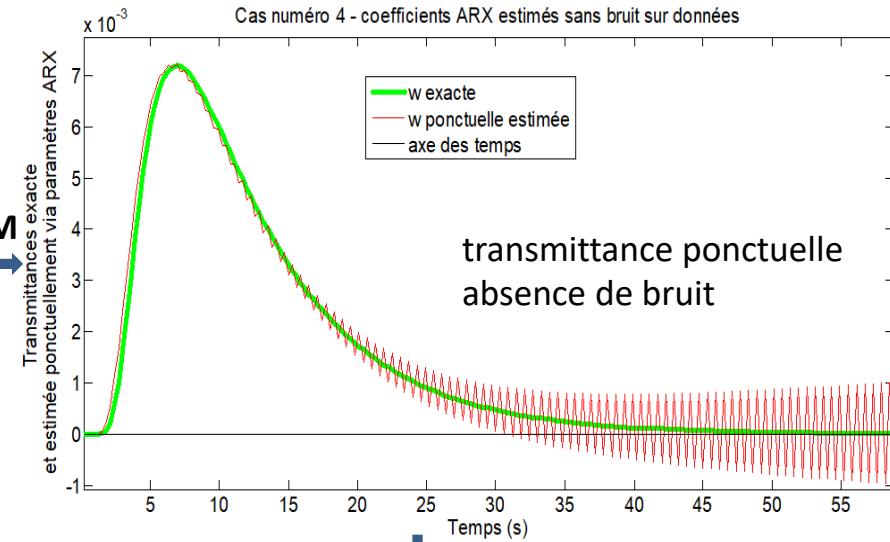
$$\text{Identification: } \mathbf{y}_{\text{conv}} = \mathbf{y}_{\text{ARX}} \Rightarrow \mathbf{N}(\mathbf{w}) = \frac{1}{\Delta t} \mathbf{N}^2(\mathbf{f}^+) \mathbf{C}$$

$$\Rightarrow \mathbf{w} \text{ (valeurs échantillonnées de transmittance } w(t) \text{ )} = \text{ première colonne de } \frac{1}{\Delta t} \mathbf{N}^2(\mathbf{f}^+) \mathbf{N}^{-1}(\mathbf{a}_{\text{large}}) \mathbf{N}(\mathbf{b}_{\text{large}})$$

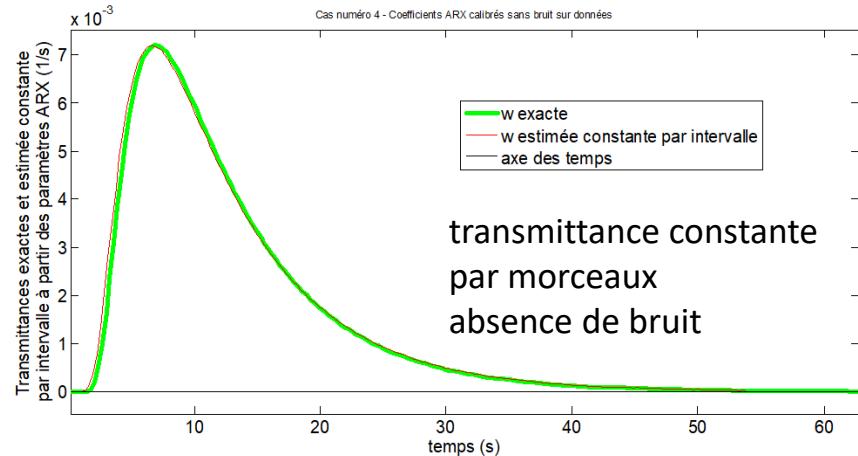
$$\text{et } \tilde{\mathbf{w}} = \mathbf{N}(\mathbf{f}) \mathbf{w} \text{ (valeurs moyennes par intervalle de } w(t) \text{) est égal à la première colonne de } \frac{1}{\Delta t} \mathbf{N}(\mathbf{f}^+) \mathbf{N}^{-1}(\mathbf{a}_{\text{large}}) \mathbf{N}(\mathbf{b}_{\text{large}})$$



ZOOM



$$\tilde{w} = N(f)w$$

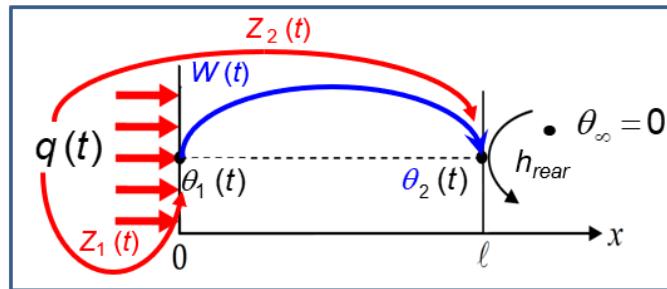


NB: La reconstruction de la transmittance ne fonctionne pas si les données  $u$  et  $y$  sont bruitées

## Interprétation physique

$$\mathbf{y} = \mathbf{M}(z_1) \mathbf{q} ; \quad \mathbf{u} = \mathbf{M}(z_2) \mathbf{q} \Rightarrow \mathbf{M}(z_2) \mathbf{y} = \mathbf{M}(z_1) \mathbf{u} \Leftrightarrow z_2 * \mathbf{y} = z_1 * \mathbf{u}$$

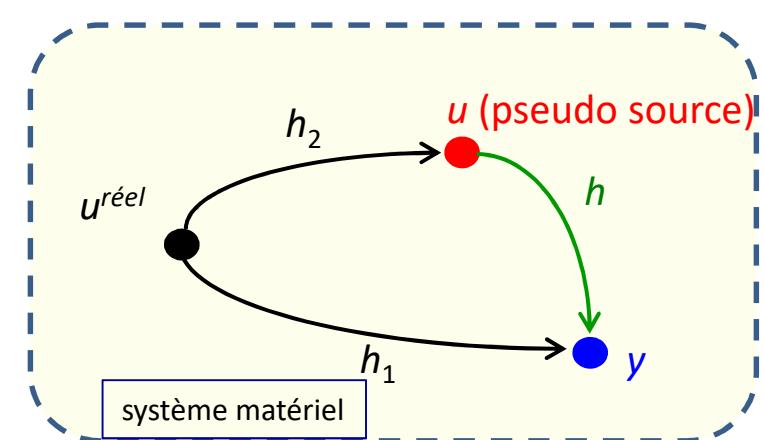
$$\mathbf{N}(\mathbf{a}_{\text{large}}) \mathbf{y}_{\text{ARX}} = \mathbf{N}(\mathbf{b}_{\text{large}}) \mathbf{u}$$



$q(t)$  : source réelle

$\theta_1(t)$ : pseudo source

$\theta_2(t)$ : conséquence



## 4. Conclusions/perspectives

- Modèle convolutif générique universel en calcul direct (thermique instationnaire)  
*si* régime permanent initial, système LTI et excitation unique séparable  
*mais* identification de réponse impulsionnelle souvent difficile en inverse  
(algorithmes de régularisation: TSVD, Tikhonov, paramétrisation non isochrone\*)
- Résidus de calibration ARX faibles (cas avec ou sans bruit)
- Modèles ARX robustes en validation et utilisables en estimation de sources
- *mais* volatilité des paramètres  $a$  et  $b$  estimés
- lien modèle ARX/convolutif établi
- Perspectives : évaluer les écarts types des  $a$  et  $b$  estimés lors de calibration