

---

# Réduction de modèle

*N. Hascoët – Prof. F. Chinesta*

*2 juillet 2019*

# SSL

- SPARSE SUBSPACE LEARNING
- Problématique ESPACE-TEMPS et d'un ensemble de PARAMÈTRES  $p$

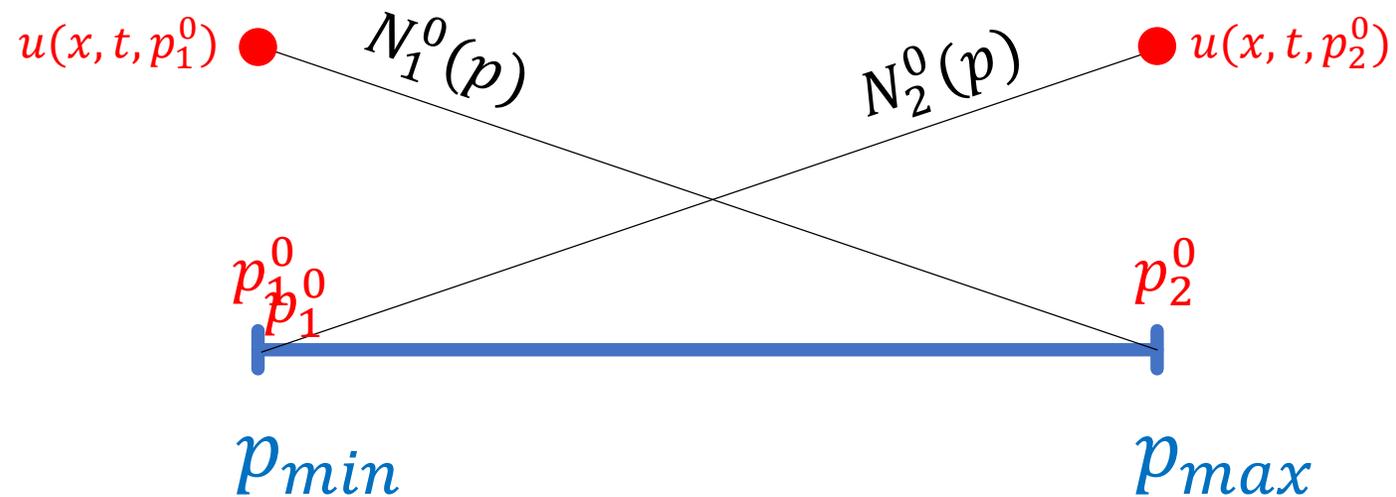
$$\mathcal{L}(u(x, t, p)) = \mathcal{F}(x, t) \Rightarrow u(x, t) \approx \sum_i^N U_i(t) N_i(t)$$

avec  $N_i$  les FONCTIONS DE BASE du modèle

# SSL

- Niveau 0 : linéaire

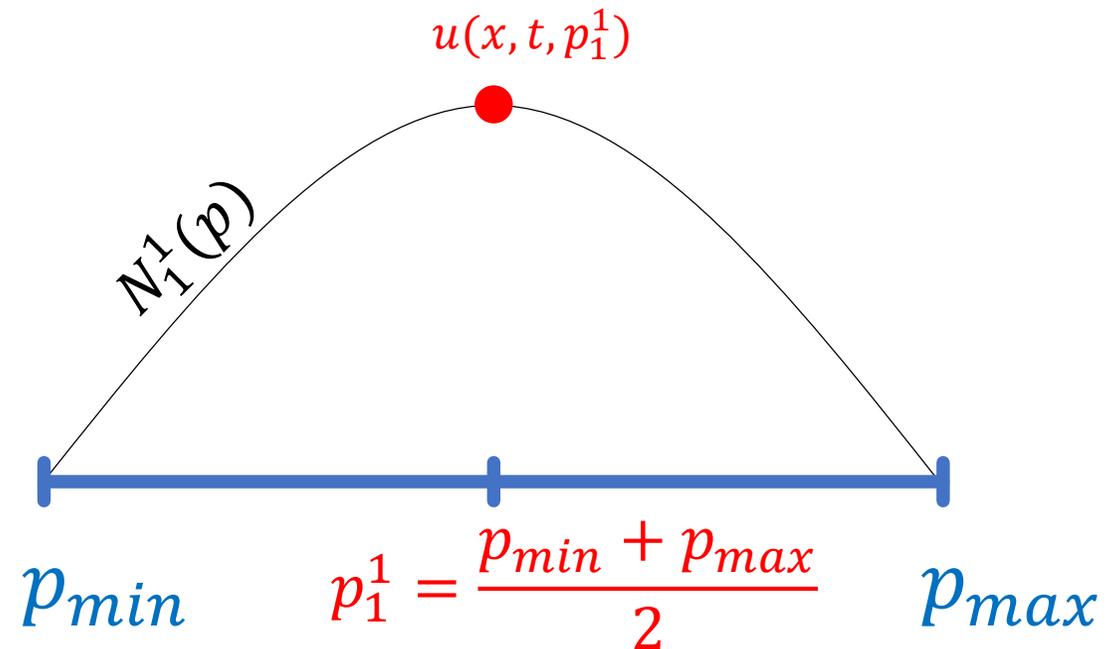
$$u^0(x, t, p) = u(x, t, p_1^0)N_1^0(p) + u(x, t, p_2^0)N_2^0(p)$$



# SSL

- Niveau 1 : parabolique

$$u^1(x, t, p) = u(x, t, p_1^1) N_1^1(p) ?$$



# SSL

- Base hiérarchique d'ENRICHISSEMENT
- Modélisation du SURPLUS  $\tilde{u}$  :

$$\tilde{u}(x, t, p_1^1) = u(x, t, p_1^1) - u^0(x, t, p_1^1)$$

$$u^1(x, t, p) = u^0(x, t, p) + \tilde{u}(x, t, p_1^1)N_1^1(p)$$

- Sparse dans le nombre de paramètres nécessaires

# sPGD

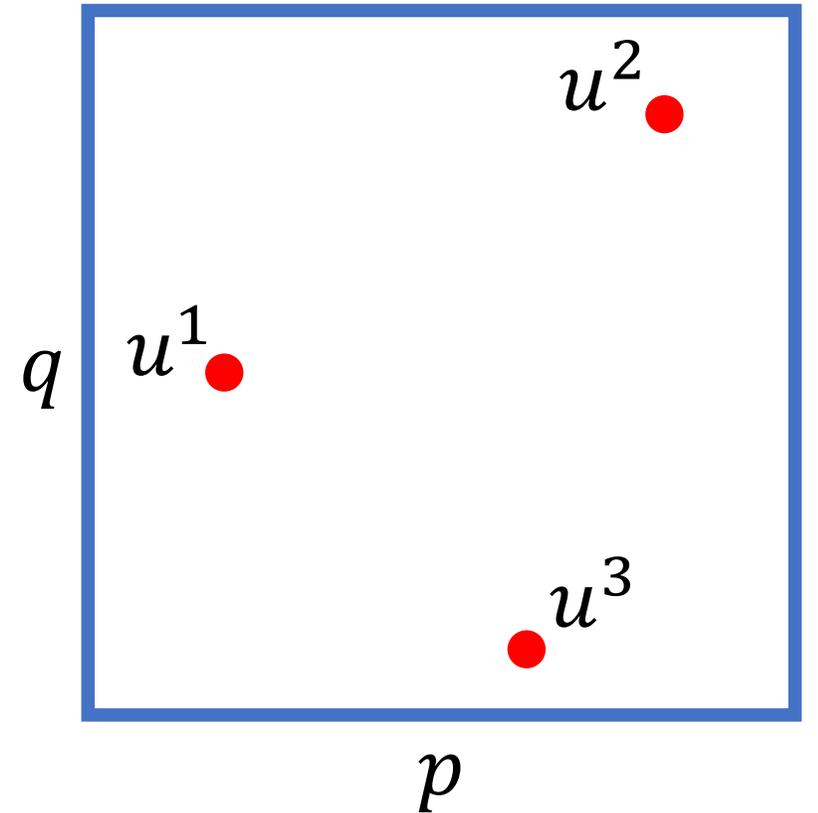
- SPARSE-PGD
- Exemple avec 2 paramètres :  $u(p, q)$ ?

$$\begin{cases} u^1 = u(p_1, q_1) \\ u^2 = u(p_2, q_2) \\ u^3 = u(p_3, q_3) \end{cases}$$

- Méthode de régression classique :

$$u(p, q) = a + bp + cq$$

$$u(p, q) = (1 \quad p \quad q) \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix}$$



# sPGD

- $\exists \underline{\underline{M}}: u(p, q) = (1 \quad p \quad q) \underline{\underline{M}}^{-1} \underline{U}$   
 $= N_1(p, q)u^1 + N_2(p, q)u^2 + N_3(p, q)u^3$

- Les paramètres initiaux s'écrivent sous la forme

$$\begin{pmatrix} u^1 \\ u^2 \\ u^3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & p_1 & q_1 \\ 1 & p_2 & q_2 \\ 1 & p_3 & q_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix}$$

- Donc  $\underline{U} = \underline{\underline{M}} \underline{A}$  et donc  $\underline{A} = \underline{\underline{M}}^{-1} \underline{U}$

# sPGD

- Si les paramètres sont combinés

$$u(p, q) = a + bp + cq + \underbrace{dpq}_{?}$$

- C'est-à-dire :

$$\begin{pmatrix} u^1 \\ u^2 \\ u^3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & p_1 & q_1 & p_1q_1 \\ 1 & p_2 & q_2 & p_2q_2 \\ 1 & p_3 & q_3 & p_3q_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix}$$

- Et donc une **INFINITÉ** de solutions possibles !

---

# sPGD

- Utilisation de la PGD : recherche de la solution sous la forme :

$$u(p, q) = P_1(p)Q_1(q)$$

- Avec 3 données mesurées :  $u^1$ ,  $u^2$  et  $u^3$

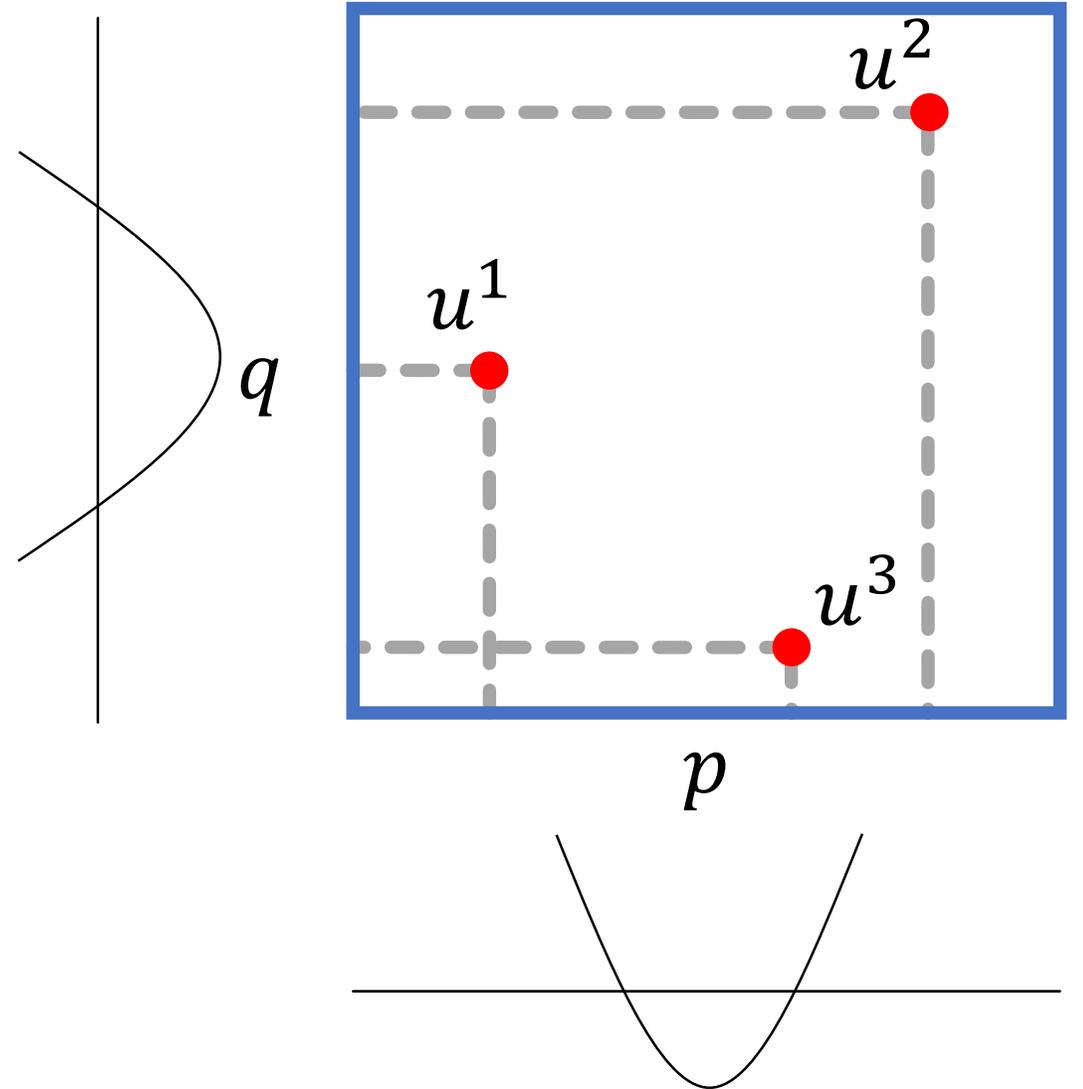
- Minimisation de la déviation :

$$\min \|u(p, q) - u^{exact}\|_{L_2}$$

# sPGD

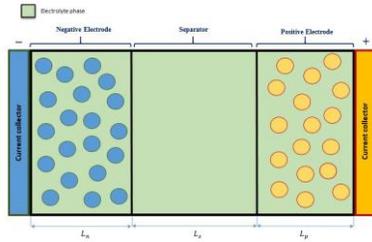
- **BASE** :  $\{1, p, q, pq, q^2, \dots, p^2 q^2\}$
- La PGD résulte en autant de coefficients
- sPGD : introduction d'un « **COÛT** » pour chaque terme non nul
- Minimisation  $L_1$  pour une solution « sparse »

$$\min \|u(p, q) - u^{exact}\|_{L_1}$$



# Prédiction temps réel de batterie Hybrid Twin

## Micro



Newman's P2D model

$$\frac{\partial c_s}{\partial t} = \frac{D_s}{r^2} \frac{\partial}{\partial r} \left( r^2 \frac{\partial c_s}{\partial r} \right); \quad \frac{\partial c_s}{\partial r} \Big|_{r=0} = 0; \quad D_s \frac{\partial c_s}{\partial r} \Big|_{r=R_s} = \frac{j^{Li}}{a_s F}$$

$$\frac{\partial}{\partial x} \left( \kappa^{eff} \frac{\partial \phi_e}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial x} \left( \kappa_D^{eff} \frac{\partial}{\partial x} \ln(c_D) \right) + j^{Li} = 0; \quad \frac{\partial \phi_e}{\partial x} \Big|_{x=0} = \frac{\partial \phi_e}{\partial x} \Big|_{x=L} = 0$$

POD & PGD

$$\frac{\partial}{\partial x} \left( \sigma^{eff} \frac{\partial \phi_s}{\partial x} \right) - j^{Li} = 0;$$

$$-\sigma^{eff} \frac{\partial \phi_s}{\partial x} \Big|_{x=0} = \sigma^{eff} \frac{\partial \phi_s}{\partial x} \Big|_{x=L} = \frac{I}{A}; \quad \frac{\partial \phi_s}{\partial x} \Big|_{x=0} = \frac{\partial \phi_s}{\partial x} \Big|_{x=L} = 0$$

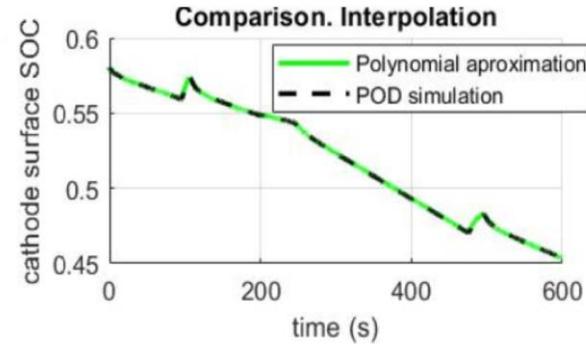
$$\frac{\partial(c_e \phi_e)}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left( D_e^{eff} \frac{\partial c_e}{\partial x} \right) + \frac{1-t^+}{F} j^{Li}; \quad \frac{\partial c_e}{\partial x} \Big|_{x=0} = \frac{\partial c_e}{\partial x} \Big|_{x=L} = 0$$

## Meso

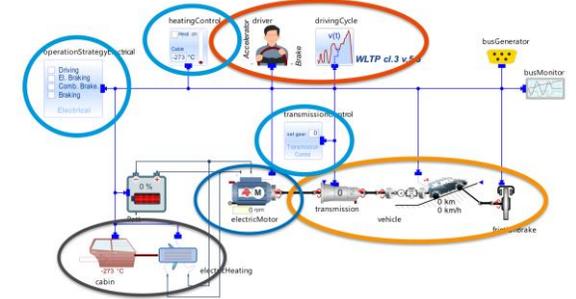
$$SOC(t) = f(SOC(t=0), Load, Env)$$

$$Voltage(t) = g(SOC(t=0), Load, Env)$$

AI: sPGD & T-MD

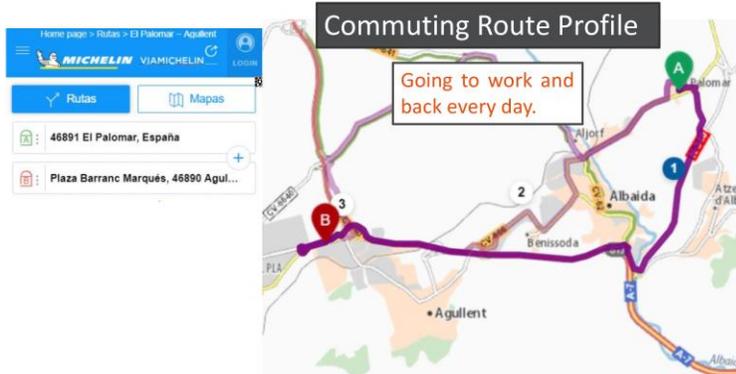


## Macro

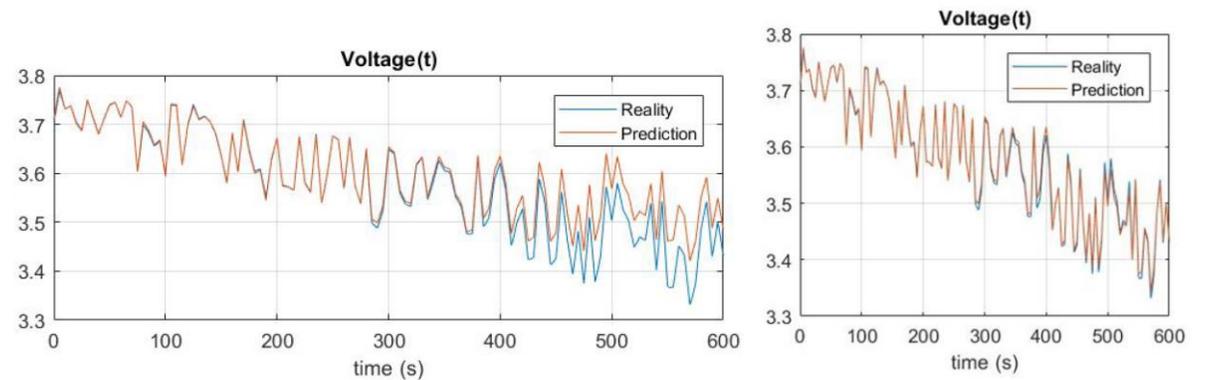


System modelling

## Planning



## HT



Data-Driven Correction