

Introduction pratique à la corrélation d'images numérique (DIC)

Master DMS – Cours Identification

Pierre Margerit

pierre.margerit@polytechnique.edu



École des Ponts
ParisTech

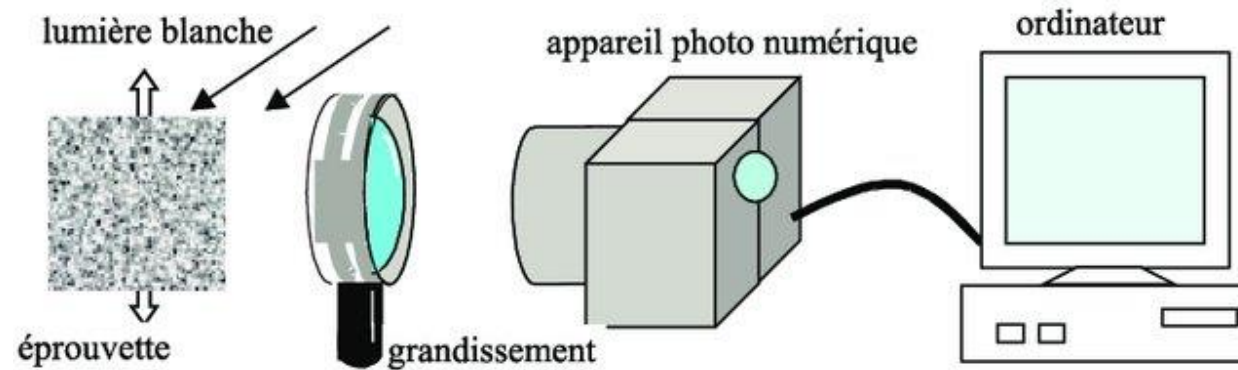
Corrélation d'images numérique

□ Obtention de champs cinématiques à partir de l'analyse d'une série d'images

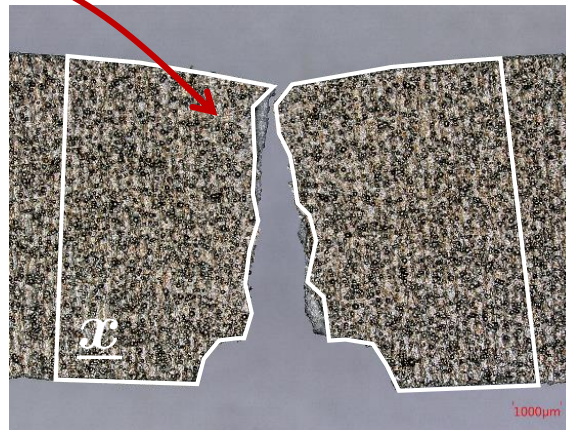
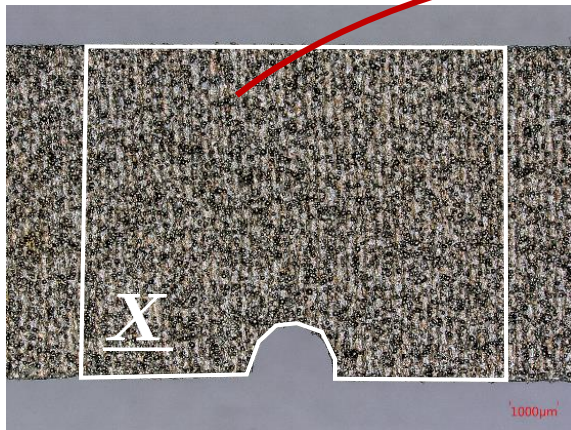
mesures
distribuées

déplacements
déformations

données
d'entrée



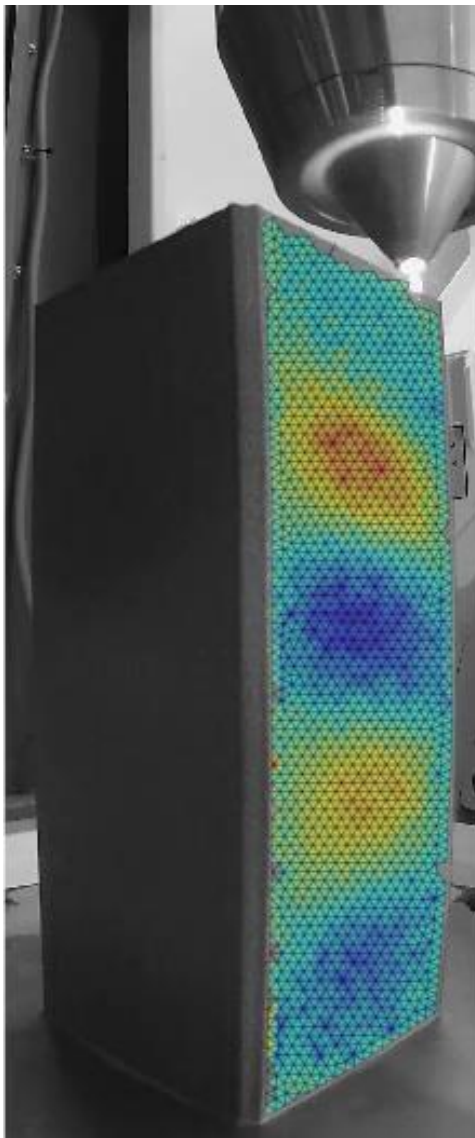
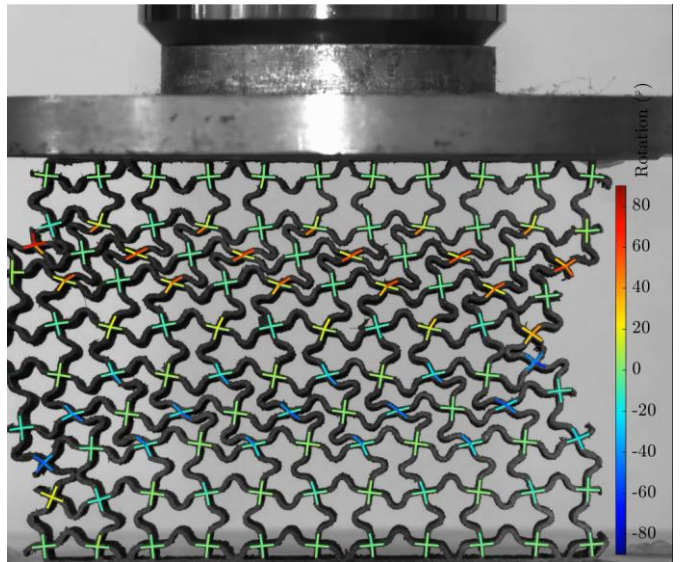
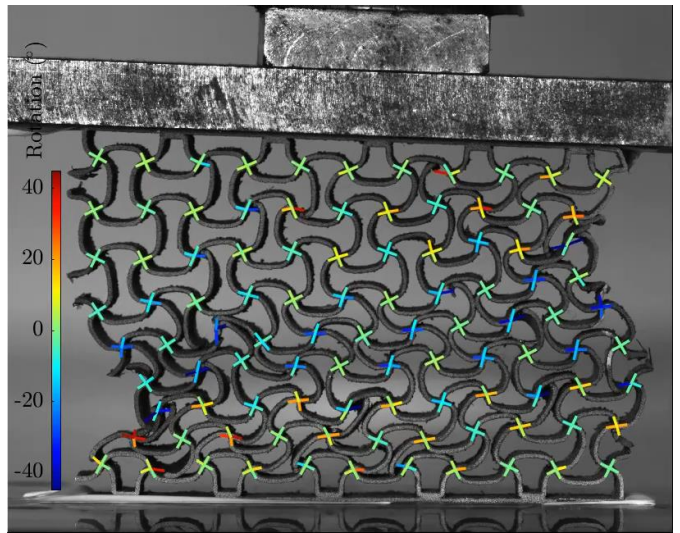
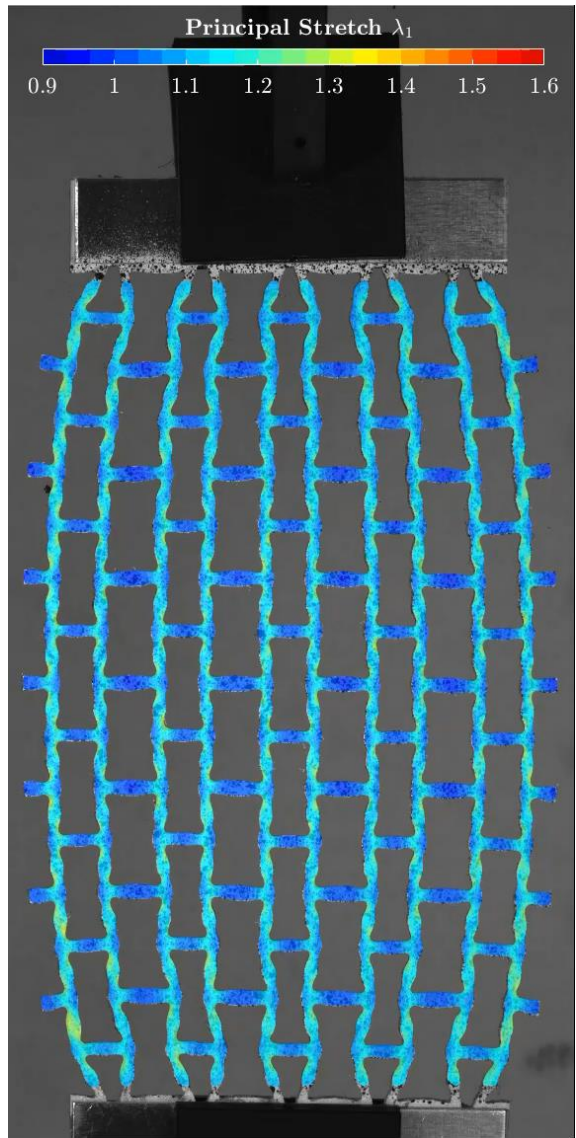
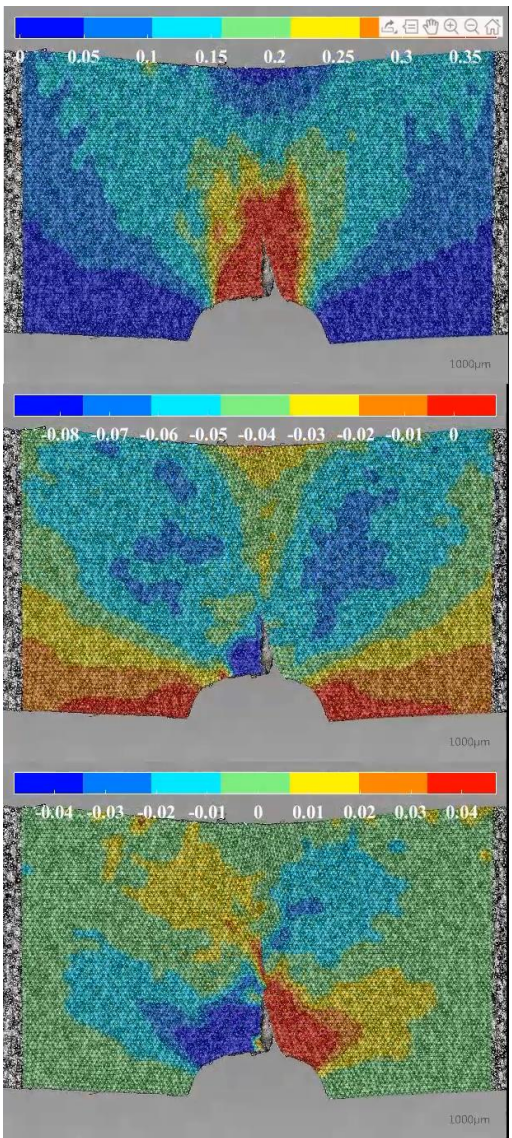
u



□ Identification de configurations $x(t)$

□ Informations **riches** sur le **comportement** de la structure sollicitée

Corrélation d'images numérique



Programme du TP

Objectif: mise en pratique des concepts vus en cours dans le cadre de la CIN

❑ **Définition** du problème

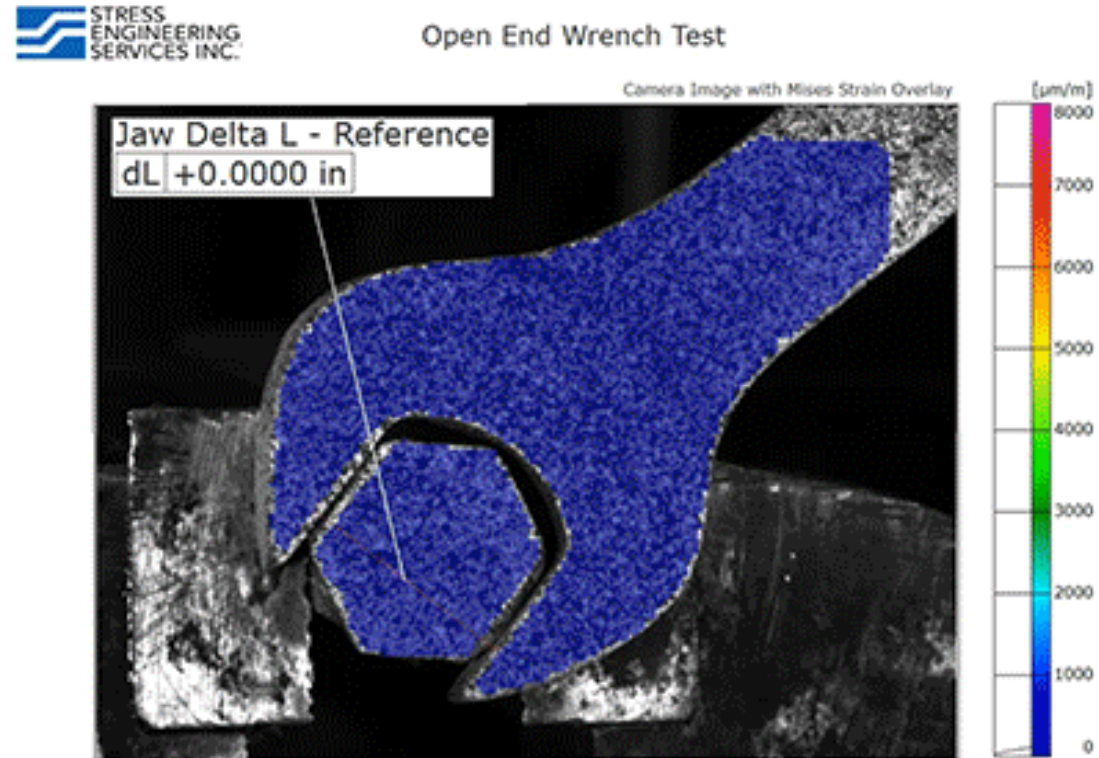
❑ **Méthode** de **résolution**

❑ **Applications** de base

- 1D, translation uniforme
- 1D, transformation affine
- 2D, translation uniforme
- 2D, transformation bilinéaire

❑ **Applications avancées**

- 2D, maillage EF
- **Régularisation** type Tikhonov
- Identification sous **contraintes**



Définition du problème de DIC

Données:

- Images de *référence* I et *actuelle* i
- Configuration de référence \underline{X}
- Domaine d'intérêt Ω

Inconnue: configuration *actuelle* \underline{x}

Equation de *conservation des couleurs*:

$$i(\underline{x}) \stackrel{\underline{x} \in \Omega}{=} I(\underline{X}) + \Delta i(\underline{x})$$

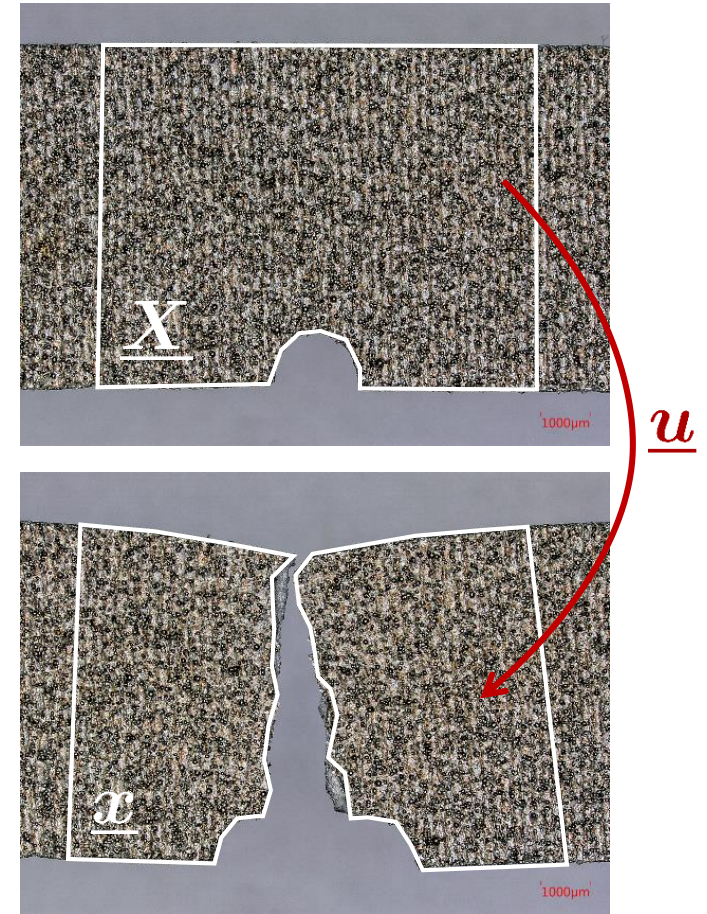
Perturbation:
bruit, erreur
systématique

Procédure: minimisation d'une *fonction distance*

$$J(\underline{x}) = \int_{\Omega} \left[i(\underline{x}) - I(\underline{X}) \right]^2 d\Omega$$

Paramétrage: $\underline{x} = \underline{X} + \underline{u}(\underline{X})$ avec $\underline{u}(\underline{X}) = \underline{\underline{N}}(\underline{X}) \cdot [\underline{u}]$

Paramètres à identifier



Algorithme de Gauss-Newton - itération

□ Fonction à minimiser

$$J(\underline{x}) = \int_{\Omega} \left[i(\underline{x}) - I(\underline{X}) \right]^2 d\Omega$$

□ Développement au second ordre

$$J(\underline{x} + \delta \underline{x}) = J(\underline{x}) + \overset{\text{jacobien}}{\boxed{\frac{\partial J(\underline{x})}{\partial \underline{x}}}} \cdot \delta \underline{x} + \frac{1}{2} \overset{\text{Héssienne}}{\boxed{\frac{\partial^2 J(\underline{x})}{\partial \underline{x}^2}}} \cdot \delta \underline{x} \cdot \delta \underline{x} + \mathcal{O}(\|\delta \underline{x}\|^3)$$

□ Stationnarité

$$\delta \underline{x} = - \boxed{\underline{\underline{H}}(\underline{x})}^{-1} \cdot \boxed{\underline{j}(\underline{x})}$$

□ Mise à jour $\underline{x}_{k+1} = \underline{x}_k + \delta \underline{x}$ tant que $\|\delta \underline{x}\| > \epsilon$ Critère de convergence

Algorithme de Gauss-Newton - $\underline{j}, \underline{H}$

□ Fonction à minimiser

$$J(\underline{x}) = \int_{\Omega} \left[i(\underline{x}) - I(\underline{X}) \right]^2 d\Omega$$

□ Jacobien

$$\underline{j}(\underline{x}) = \frac{\partial J(\underline{x})}{\partial \underline{x}} = 2 \int_{\Omega} \overset{\text{gradient de l'image}}{\underline{\nabla} i(\underline{x})} \cdot \left(i(\underline{x}) - I(\underline{X}) \right) d\Omega$$

□ Hessiane

$$\underline{\underline{H}}(\underline{x}) = \frac{\partial^2 J(\underline{x})}{\partial \underline{x}^2} = 2 \int_{\Omega} \underline{\nabla} i(\underline{x}) \otimes \underline{\nabla} i(\underline{x}) d\Omega + 2 \int_{\Omega} \underline{\underline{\nabla}}^2 i(\underline{x}) \cdot \left(i(\underline{x}) - I(\underline{X}) \right) d\Omega$$

Gauss-Newton modifié

second gradient

Algorithme de Gauss-Newton - discrétisation

□ Intégrale sur $\underline{x} \in \Omega$ -> somme sur $[\mathbf{x}] = {}^T[\mathbf{x}_1 \mathbf{x}_2 \dots \mathbf{x}_N]$

□ Résidu $[\mathbf{r}] = i([\mathbf{x}]) - I([\mathbf{X}])$

$$J([\mathbf{x}]) = \sum_n \left[i(\mathbf{x}_n) - I(\mathbf{X}_n) \right]^2 = {}^T[\mathbf{r}] \cdot [\mathbf{r}]$$

□ Jacobien

$$[\mathbf{j}] = \frac{\partial {}^T[\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{x}]} \cdot [\mathbf{r}] \quad \text{avec} \quad \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{x}]} = \underline{\nabla} i([\mathbf{x}])$$

□ Hésienne

$$[\mathbf{H}] = \frac{\partial {}^T[\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{x}]} \cdot \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{x}]} = {}^T \underline{\nabla} i([\mathbf{x}]) \cdot \underline{\nabla} i([\mathbf{x}])$$

Algorithme de Gauss-Newton - paramétrisation

□ Paramétrisation de la configuration avec $[\mathbf{u}] = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \ \dots \ \mathbf{u}_P]$

$$[\mathbf{x}] = [\mathbf{X}] + \underline{\underline{N}}([\mathbf{X}]) \cdot [\mathbf{u}]$$

fonctions de forme

$P < N$:
réduction
du problème

□ Résidu $[\mathbf{r}] = i([\mathbf{x}]) - I([\mathbf{X}])$
(N×1)

□ Jacobien

$$[\mathbf{j}] = \frac{\partial^\top [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{u}]} \cdot [\mathbf{r}] \quad \text{avec} \quad \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{u}]} = \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{x}]} \cdot \frac{\partial [\mathbf{x}]}{\partial [\mathbf{u}]} = \underline{\nabla} i([\mathbf{x}]) \cdot \underline{\underline{N}}([\mathbf{x}])$$

(P×1) (N×P)

□ Hésienne

$$[\mathbf{H}] = \frac{\partial^\top [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{u}]} \cdot \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{u}]} = {}^\top \underline{\underline{N}}([\mathbf{x}]) \cdot {}^\top \underline{\nabla} i([\mathbf{x}]) \cdot \underline{\nabla} i([\mathbf{x}]) \cdot \underline{\underline{N}}([\mathbf{x}])$$

(P×P)

Application: 1D | translation uniforme

Identification du décalage d'une gaussienne

□ Données:

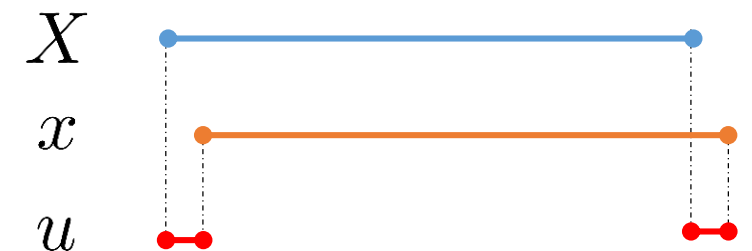
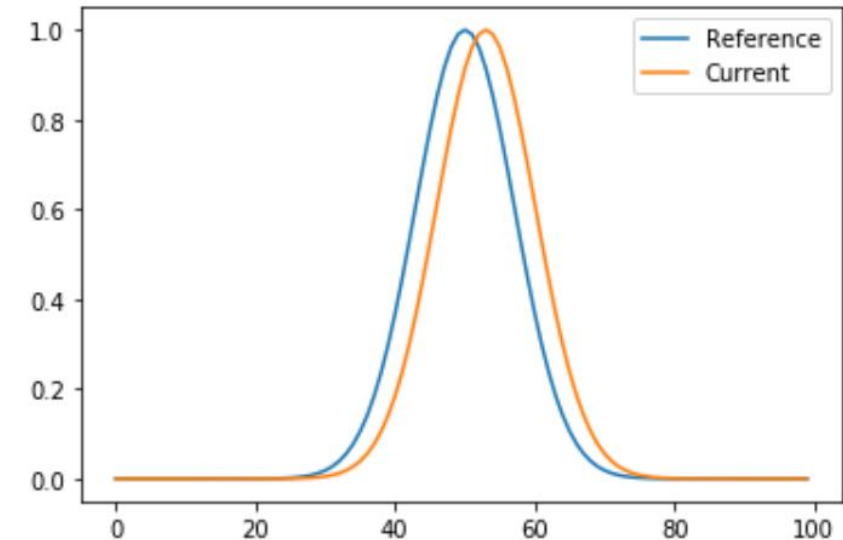
- Signal de *référence* S et *actuel* s
- Configuration de référence $[X] = {}^T[X_1 \ X_2 \ \dots \ X_N]$

□ Inconnue: configuration *actuelle* $[x]$

□ Fonction à minimiser:

$$J([x]) = \|s([x]) - S([X])\|^2$$

□ Paramétrage: $[x] = [X] + u$ avec $u \in \mathbb{R}$



Application: 1D | translation uniforme

□ Fonction à minimiser

$$J(u) = \|s([X] + u) - S([X])\|^2 = {}^\top[r] \cdot [r]$$

□ Résidu

$$\boxed{[r]} = s(\boxed{[X] + u}) - S([X])$$

(N×1) interpolation

□ Jacobien

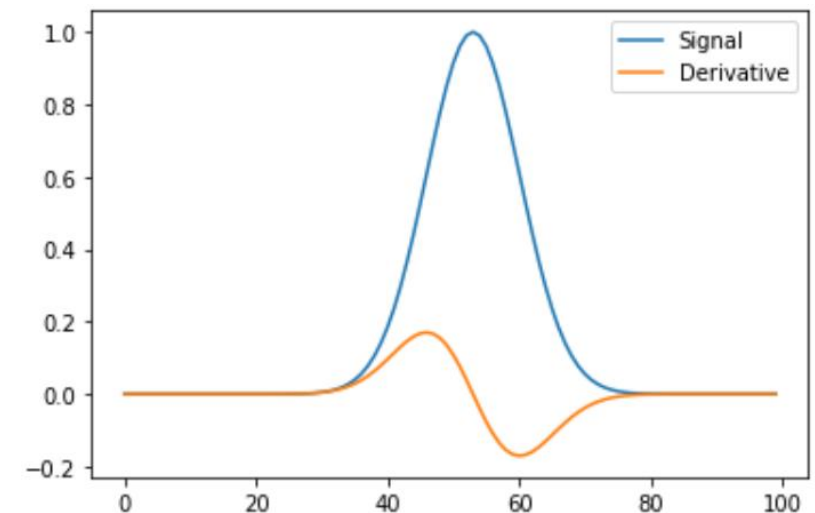
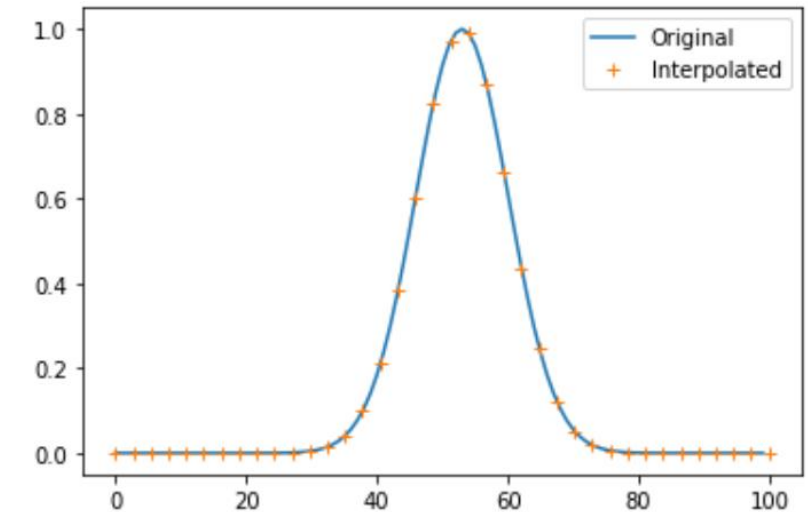
$$\boxed{[j]} = \frac{\partial {}^\top[r]}{\partial u} \cdot [r] = {}^\top \boxed{[s'([X] + u)]} \cdot [r]$$

(1×1) différences finies
2 s'(x) = s(x+dx) - s(x-dx)

□ Hessiane

$$\boxed{[H]} = \frac{\partial {}^\top[r]}{\partial u} \cdot \frac{\partial [r]}{\partial u} = {}^\top [s'([X] + u)] \cdot [s'([X] + u)]$$

(1×1)



Application: 1D | transformation affine

Identification du décalage et de l'étirement d'une gaussienne

□ Données:

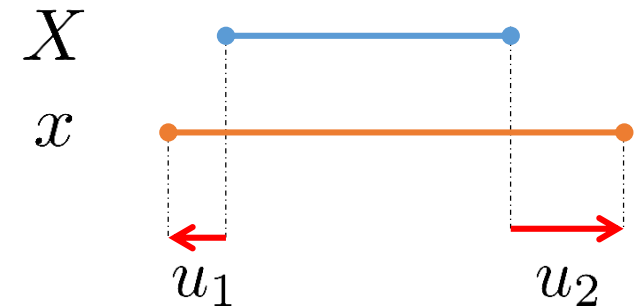
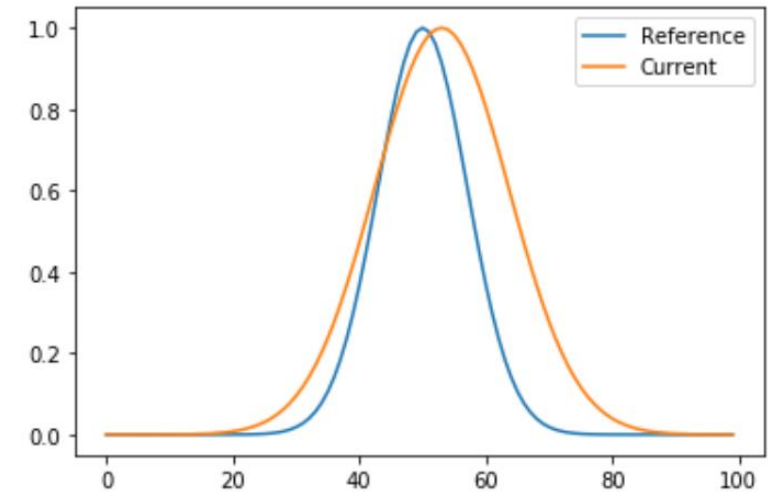
- Signal de *référence* S et *actuel* s
- Configuration de référence $[X] = {}^T[X_1 \ X_2 \ \dots \ X_N]$

□ Inconnue: configuration *actuelle* $[x]$

□ Fonction à minimiser:

$$J([x]) = \|s([x]) - S([X])\|^2$$

□ Paramétrage: $[x] = [X] + \frac{u_1}{L}(L - [X]) + \frac{u_2}{L}[X]$ avec $[u] = (u_1, u_2) \in \mathbb{R}^2$



Application: 1D | transformation affine

□ Paramétrage choisi:

$$[x] = [X] + \frac{u_1}{L}(L - [X]) + \frac{u_2}{L}[X]$$

□ Résidu

$$\boxed{[r]} = s([x]) - S([X])$$

(N×1)

□ Jacobien

$$\boxed{[j]} = \frac{\partial^\top [r]}{\partial [u]} \cdot [r] = \dots$$

(2×1)

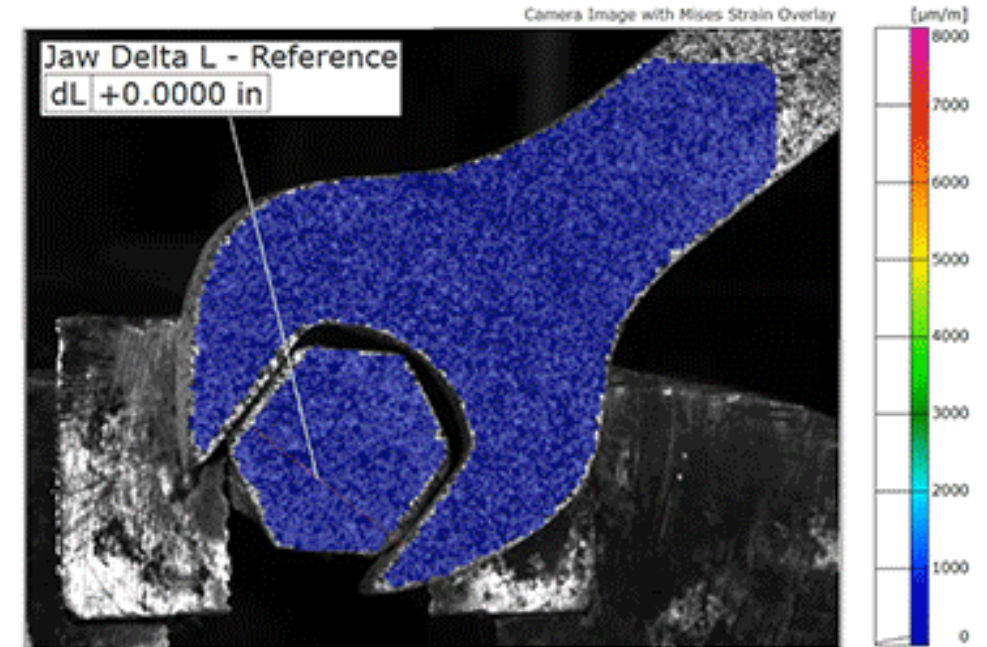
□ Hessianne

$$\boxed{[H]} = \frac{\partial^\top [r]}{\partial [u]} \cdot \frac{\partial [r]}{\partial [u]} = \dots$$

(2×2)

STRESS
ENGINEERING
SERVICES INC.

Open End Wrench Test



À vous de jouer !

Application: 2D | translation uniforme

□ Fonction à minimiser, avec $[\mathbf{x}] = [\mathbf{X}] + \underline{\mathbf{u}}$ et $\underline{\mathbf{u}} \in \mathbb{R}^2$

$$J(\underline{\mathbf{u}}) = \|\underbrace{i([\mathbf{x}] + \underline{\mathbf{u}})}_{\text{image actuelle}} - \underbrace{I([\mathbf{X}])}_{\text{image de référence}}\|^2 = {}^T[\mathbf{r}] \cdot [\mathbf{r}]$$

□ Résidu

$$\underbrace{[\mathbf{r}]}_{(N \times 1)} = \underbrace{i([\mathbf{X}] + \underline{\mathbf{u}})}_{\text{interpolation 2D}} - I([\mathbf{X}])$$

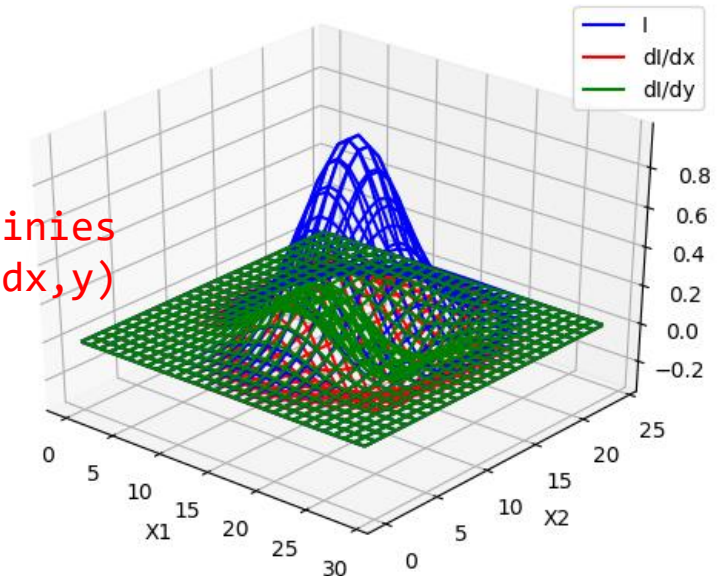
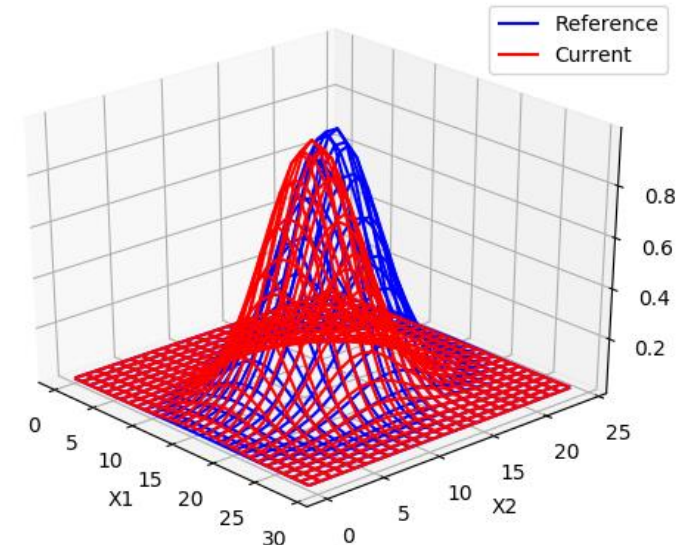
□ Jacobien

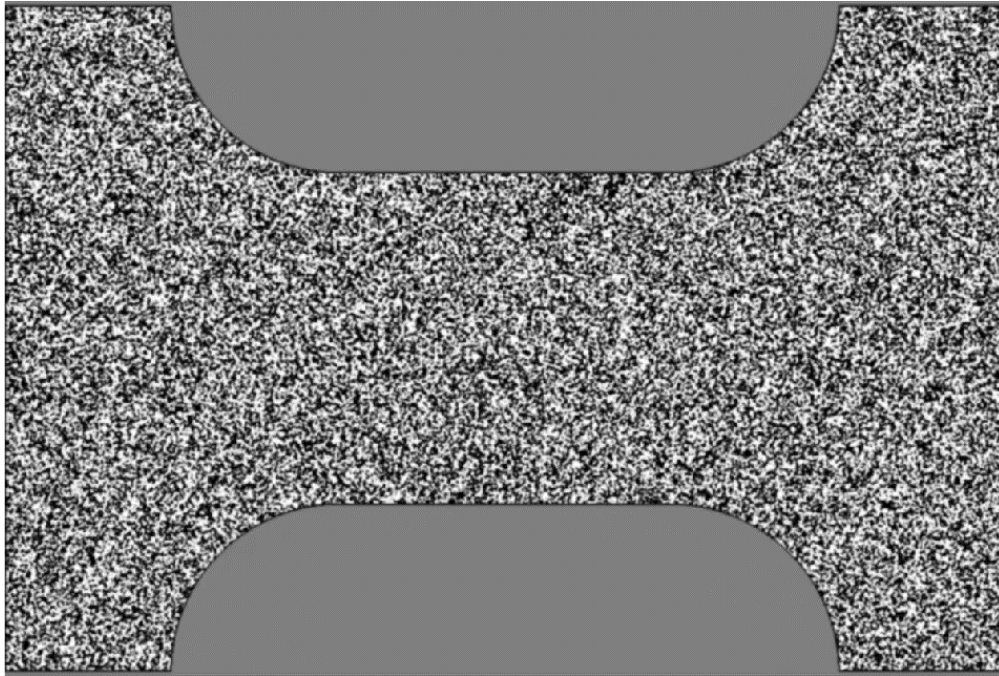
$$\underbrace{[\mathbf{j}]}_{(2 \times 1)} = \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial \underline{\mathbf{u}}} \cdot [\mathbf{r}] \quad \text{avec} \quad \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial \underline{\mathbf{u}}} = \left. \frac{\partial i}{\partial \underline{\mathbf{u}}} \right|_{[\mathbf{X}] + \underline{\mathbf{u}}} = \underbrace{\underline{\nabla} i([\mathbf{x}])}_{\text{différences finies}}$$

2 ds_dx(x,y) = s(x+dx,y) - s(x-dx,y)

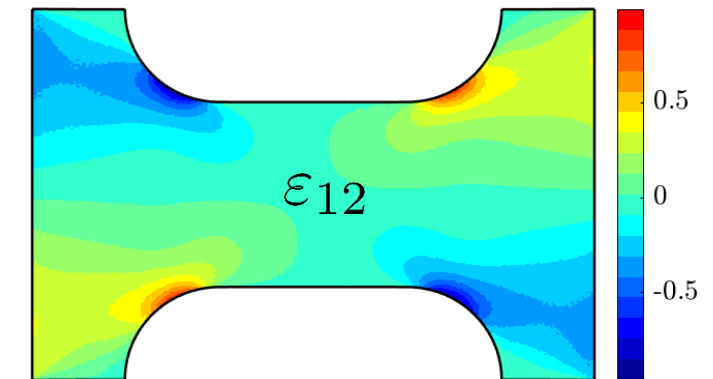
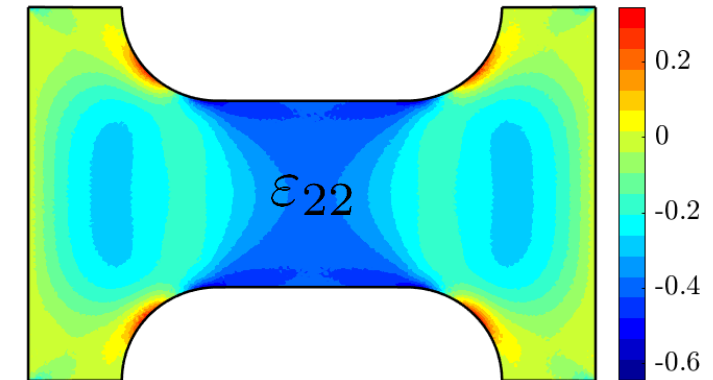
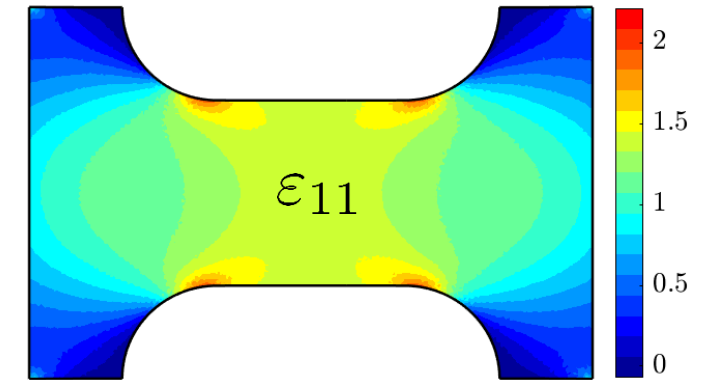
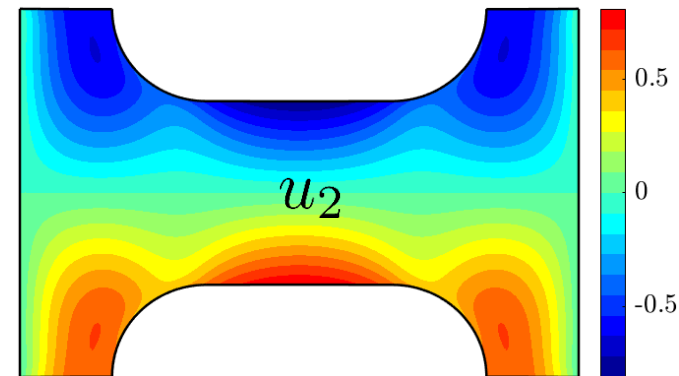
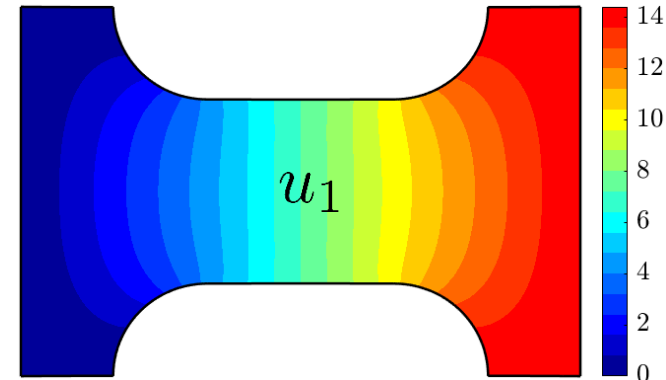
□ Hésienne

$$\underbrace{[\mathbf{H}]}_{(2 \times 2)} = \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial \underline{\mathbf{u}}} \cdot \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial \underline{\mathbf{u}}}$$





Images fournies



Application: 2D | maillage

□ Paramétrage du déplacement: maillage EF

$$\underline{x} = \underline{X} + \underline{u}(\underline{X})$$

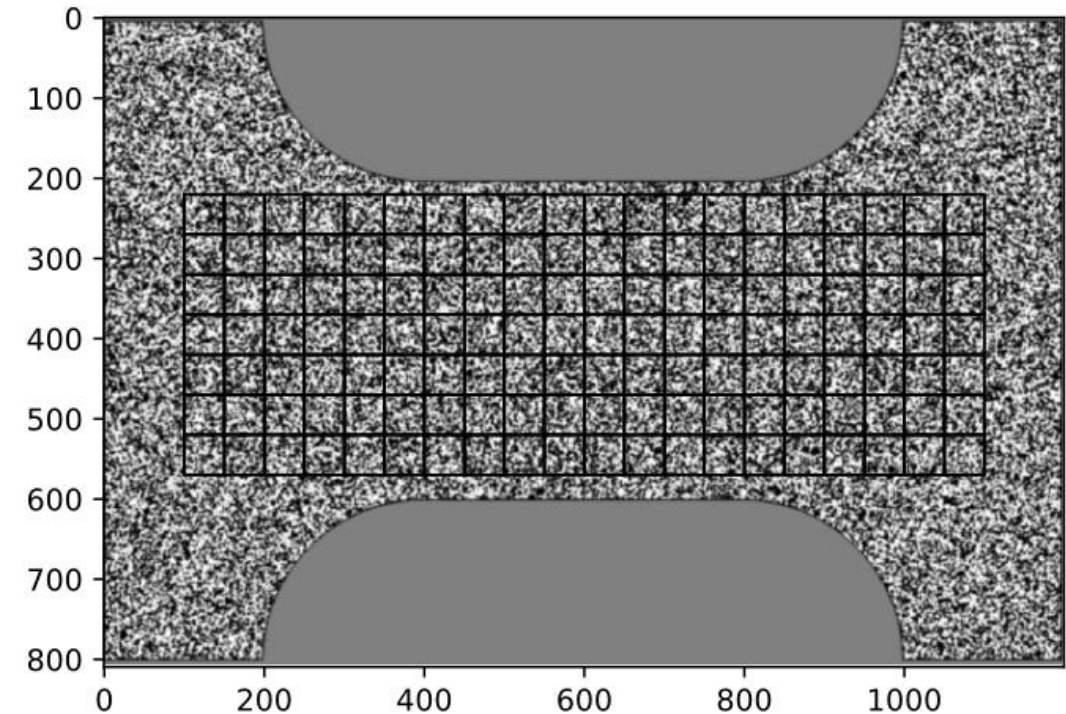
$$\underline{u}(\underline{X}) = \underbrace{\underline{n}(\underline{X})}_{(1 \times Q) \text{ fonctions de forme}} \cdot \underbrace{[\underline{u}]}_{(Q \times 2) \text{ déplacements nodaux}}$$

□ Configuration actuelle

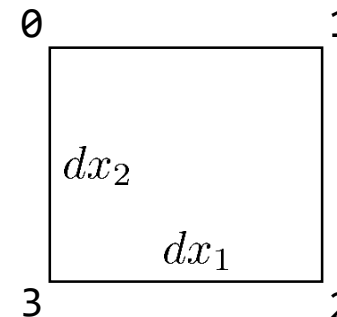
$$\underbrace{[\underline{x}]}_{(N \times 2)} = [\underline{X}] + \underbrace{\underline{N}([\underline{X}])}_{(N \times Q)} \cdot \underbrace{[\underline{u}]}_{(Q \times 2)}$$

□ Éléments quadrangles:

$$\underbrace{\underline{\xi}}_{\text{coordonnées locales}} = \frac{\underbrace{\underline{X}}_{\text{coordonnées globales}} - \underline{X}_0}{\underline{dx}}$$



Maillage de quadrangles à Q nœuds



$$n_0(\underline{\xi}) = (1 - \xi_1) \times (1 - \xi_2)$$

$$n_1(\underline{\xi}) = \xi_1 \times (1 - \xi_2)$$

$$n_2(\underline{\xi}) = \xi_1 \times \xi_2$$

$$n_3(\underline{\xi}) = (1 - \xi_1) \times \xi_2$$

Application: 2D | maillage

□ Fonction à minimiser

$$J([\mathbf{u}]) = \|\underbrace{i([\mathbf{x}])}_{\text{image actuelle}} - \underbrace{I([\mathbf{X}])}_{\text{image de référence}}\|^2 = {}^\top[\mathbf{r}] \cdot [\mathbf{r}]$$

□ Résidu

$$\underbrace{[\mathbf{r}]}_{(N \times 1)} = i(\underbrace{[\mathbf{X}] + \underline{\underline{N}}([\mathbf{X}])}_{\text{interpolation 2D}}) \cdot [\mathbf{u}]) - I([\mathbf{X}])$$

□ Jacobien

$$\underbrace{[\mathbf{j}]}_{(P \times 1)} = {}^\top \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{u}]} \cdot [\mathbf{r}] \quad \text{avec} \quad \underbrace{\frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{u}]} }_{(N \times P)} = \left[\frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{u}_1]}, \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{u}_2]} \right]$$

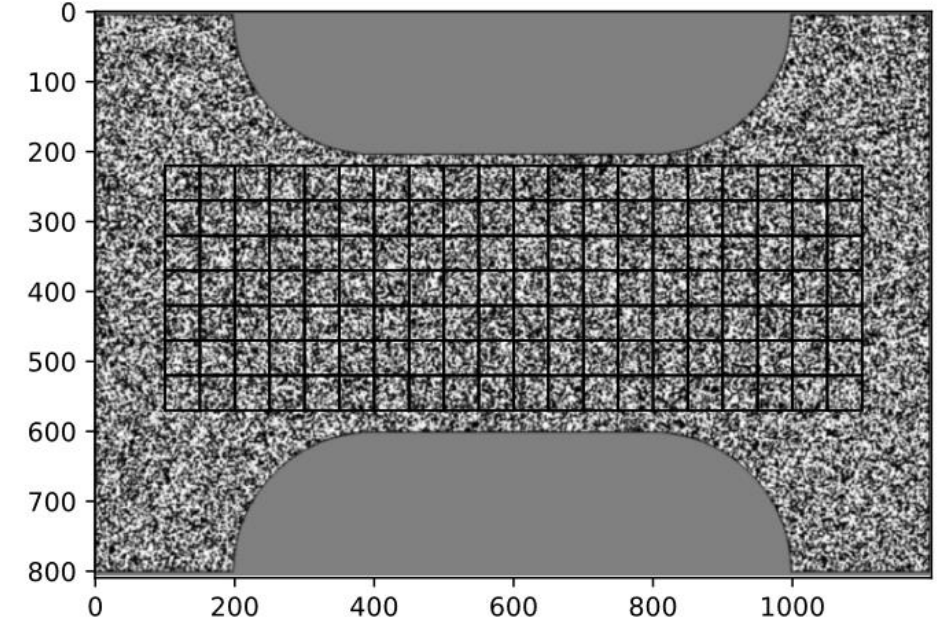
□ Hessianne

$$\underbrace{[\mathbf{H}]}_{(P \times P)} = {}^\top \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{u}]} \cdot \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{u}]}$$

$$\dots \text{ et } \frac{\partial [\mathbf{r}]}{\partial [\mathbf{u}_i]} = \frac{\partial i([\mathbf{x}])}{\partial x_i} \cdot \underline{\underline{N}}([\mathbf{X}])$$

différences finies

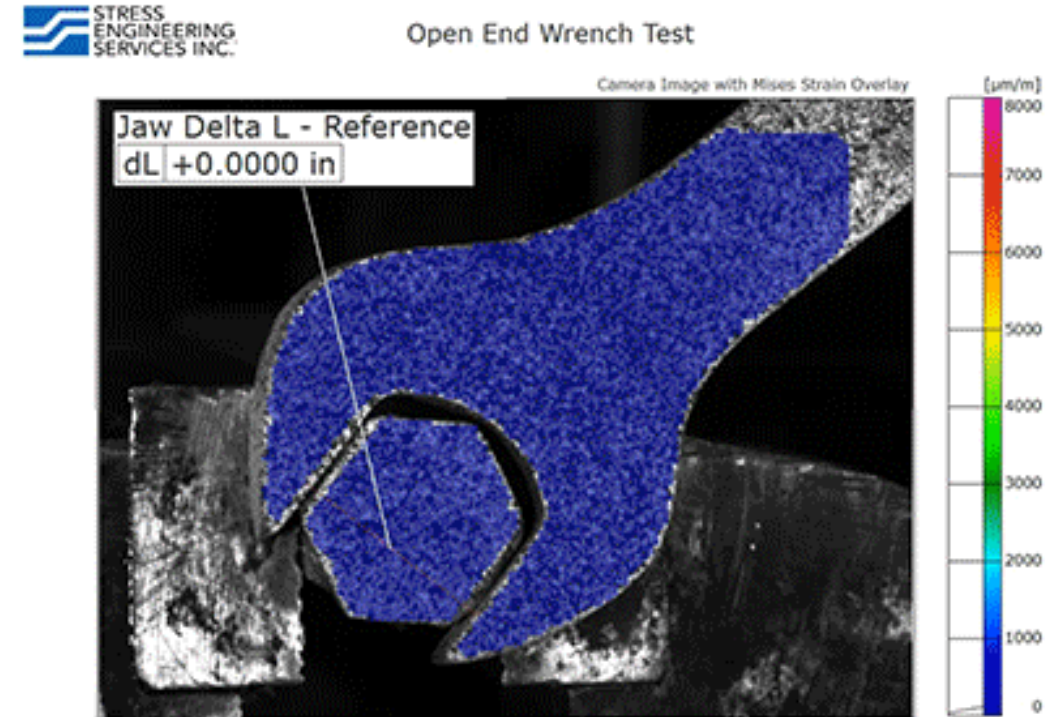
$$2 \, ds_dx(x,y) = s(x+dx,y) - s(x-dx,y)$$



(N×P) sparse



- ☐ Compléter le code `2D_Grid`
- ☐ Quels paramètres influent sur la convergence de l'algorithme ?
- ☐ Calculer les **déformations**. Que remarquez-vous ? Que se passe-t-il si l'on change la **taille des éléments** ?
- ☐ Que pouvez vous proposer pour **réduire** le bruit observé ?



À vous de jouer !

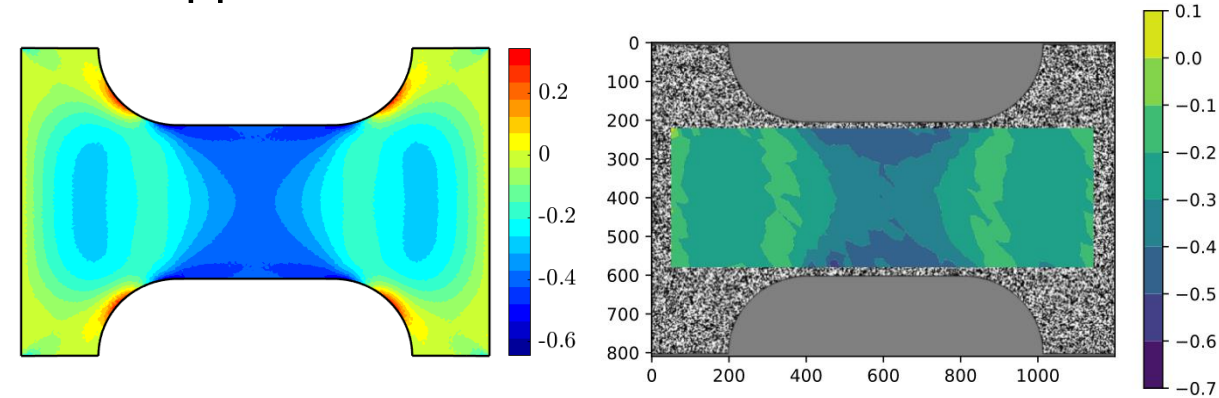
Application: 2D | maillage, régularisation

Régularisation: prise en compte d'informations supplémentaires sur les paramètres à identifier

□ **Tikhonov:** fonction coût augmentée

$$J'([\mathbf{u}]) = \boxed{J([\mathbf{u}])} + \boxed{\beta} \times J_r([\mathbf{u}])$$

fonction non paramètre de
régularisée régularisation



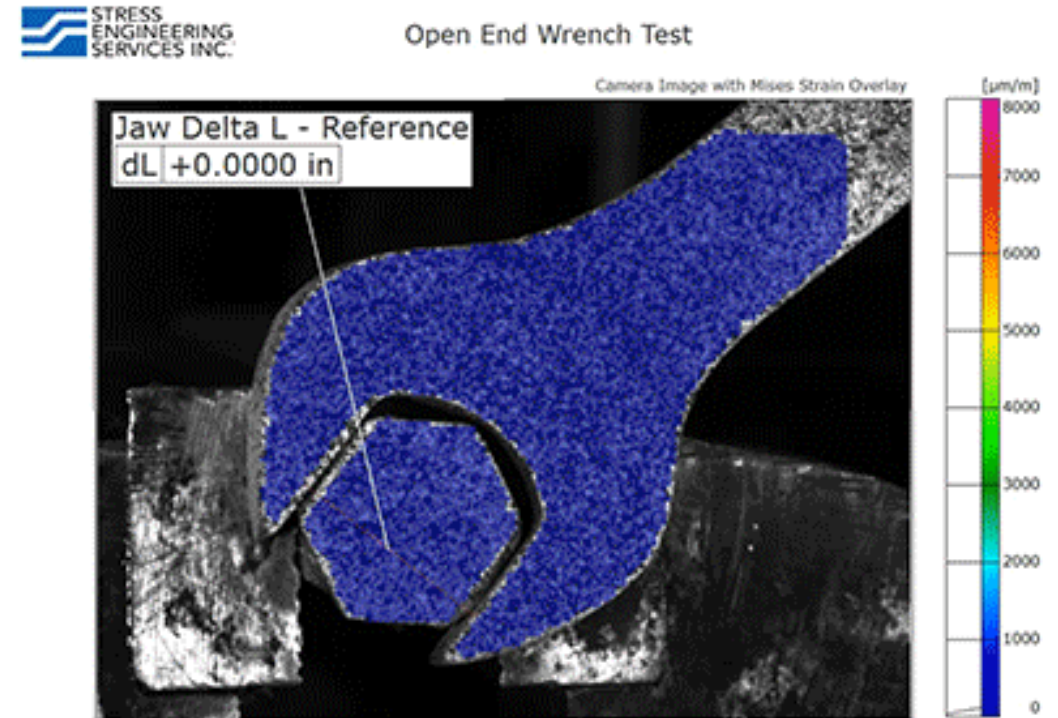
□ **Exemple:** le champ de déformation attendu est *relativement lisse*

$$J_r([\mathbf{u}]) = \int_{\Omega} \left\| \frac{\partial \underline{\underline{\epsilon}}([\mathbf{u}])}{\partial \underline{\underline{x}}} \right\|^2 d\Omega \quad \text{ou} \quad J_r([\mathbf{u}]) = \int_{\Omega} \left\| \frac{\partial^2 \underline{\underline{u}}(\underline{\underline{X}})}{\partial \underline{\underline{X}}^2} \right\|^2 d\Omega$$

minimisation du gradient minimisation du second
des déformations gradient

□ On remarque que: $\frac{\partial^2 \underline{\underline{u}}(\underline{\underline{X}})}{\partial \underline{\underline{X}}^2} = \frac{\partial^2 \underline{\underline{n}}(\underline{\underline{X}})}{\partial \underline{\underline{X}}^2} \cdot [\mathbf{u}]$

- ☐ Calculer le nouveau **jacobien** et la **Héssienne** correspondant à la fonction coût régularisée
- ☐ Compléter le code `2D_Grid_with_reg`
- ☐ Quelle est l'influence du paramètre **beta** sur les résultats ?
 - Sur la **convergence** ?
 - Sur la **forme du champ de déformation** ?
- ☐ Proposez une méthode permettant de **choisir** le paramètre **beta**



À vous de jouer !