

Robustesse des simulations numériques du soudage : Analyse de sensibilité globale de l'essai Satoh.

J. Leprovost^{1,2}, N. Blal¹, T. Chaise¹, A. Gravouil¹, A. Brosse², P. Pereira Álvarez³, V. Chabridon³, E. Fekhari³

¹ INSA Lyon, CNRS, LaMCoS, UMR5259, 69621 Villeurbanne, France, jean.leprovost@insa-lyon.fr

² Framatome-DTIM, 2 Rue Professeur Jean Bernard, 69007 Lyon, France, alexandre.brosse@framatome.fr

³ EDF R&D, 6 Quai Watier, 78400 Chatou, France, pablo.pereira-alvarez@edf.fr

Résumé — La simulation numérique du soudage permet de prédire les contraintes résiduelles générées par le procédé afin de les prendre en compte à différentes étapes de la vie d'un composant (conception, fabrication, service, *etc.*). Bien que déterministe, chaque simulation requiert en entrée des paramètres (matériau, procédé, géométrie) pouvant contenir une incertitude, qui sera transmise en sortie. Une analyse de sensibilité globale étudiant la propagation de ces incertitudes est réalisée sur la simulation d'un essai Satoh (dilatométrie bloquée), afin d'identifier les paramètres matériau les plus influents en soudage.

Mots clés — Soudage, simulation numérique, analyse de sensibilité, essai Satoh, indices de Sobol'.

1 Introduction

Le soudage est un procédé complexe qui fait intervenir de nombreuses physiques et interactions. La modélisation thermomécanique du soudage est toutefois développée depuis de nombreuses années notamment pour la prédiction des contraintes résiduelles, en s'appuyant sur la méthode des éléments finis [2]. Cette approche permet d'obtenir une résolution déterministe des grandeurs calculées mais est toutefois dépendante de la variation des paramètres d'entrées et leurs incertitudes. Ces incertitudes peuvent par exemple correspondre à une plage de tolérance sur les données d'entrées ou à l'ignorance de certaines données insuffisamment caractérisées ou non tracées. Dans un contexte industriel fortement réglementé, dans lequel la simulation numérique du soudage est de plus en plus utilisée, la maîtrise de l'incertitude sur les contraintes prédites est essentielle pour affirmer la robustesse de ces simulations et prendre des décisions à partir de leurs résultats. Cette étude présente une analyse de sensibilité globale (ASG) d'un essai Satoh pour un acier ferritique, visant à déterminer les paramètres matériau (entrées) auxquelles la contrainte résiduelle prédite (sortie) est la plus sensible, autrement dit les paramètres les plus influents.

2 Présentation de l'essai Satoh

L'essai Satoh, introduit par le japonais éponyme en 1969 ([7]) consiste à imposer un (ou plusieurs) cycle thermique à une éprouvette tout en bloquant son déplacement selon un axe par des mors aux deux extrémités. L'évolution de la contrainte en traction/compression selon cet axe en fonction de la température est relevée durant l'essai. Cet essai uni-axial d'apparence simple est néanmoins très instructif sur le soudage d'une part car il permet d'étudier les effets des différents phénomènes couplés (thermiques, métallurgiques et mécaniques) dans une configuration reproduisant les conditions que subit un grain de matière en soudage. D'un point de vue thermique d'une part, une structure soudée subit en tout point lors du soudage un ou plusieurs cycles thermiques successifs de chauffage puis refroidissement dus au passage de la source de chaleur (la torche réalisant chaque cordon de soudure, *cf.* Figure 1). D'autre part, la condition de blocage en déplacement modélise la tendance d'une pièce à "s'autobrider" lors du soudage. En effet, la structure globale assemblée est généralement grande par rapport à la zone chauffée quant à elle très localisée dans la structure. Les parties non chauffées entourant le point de soudure sont donc fixes et brident ainsi la zone chauffée, d'où la pertinence des conditions limites de blocage de l'essai Satoh. Cet essai peut être modélisé numériquement de manière relativement simple en ne considérant qu'un seul élément 2D (4 noeuds). Il peut donc être simulé très rapidement (en moyenne 7s de temps

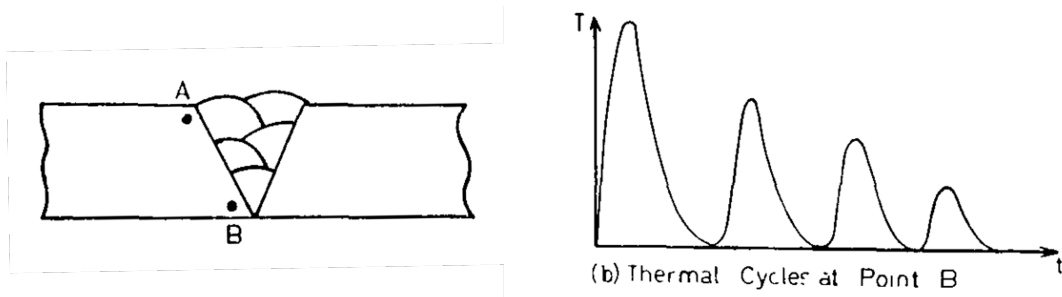


FIGURE 1 – Cycles thermiques de températures maximales décroissantes subis par le point B lors du remplissage d’un chanfrein en V par cinq cordons de soudure. Figure issue de [7].

CPU), rendant accessible le grand nombre de simulations nécessaire à certaines techniques d’analyses de sensibilité. Un exemple de l’évolution de la contrainte avec la température durant la simulation de l’essai est présenté en Figure 2.

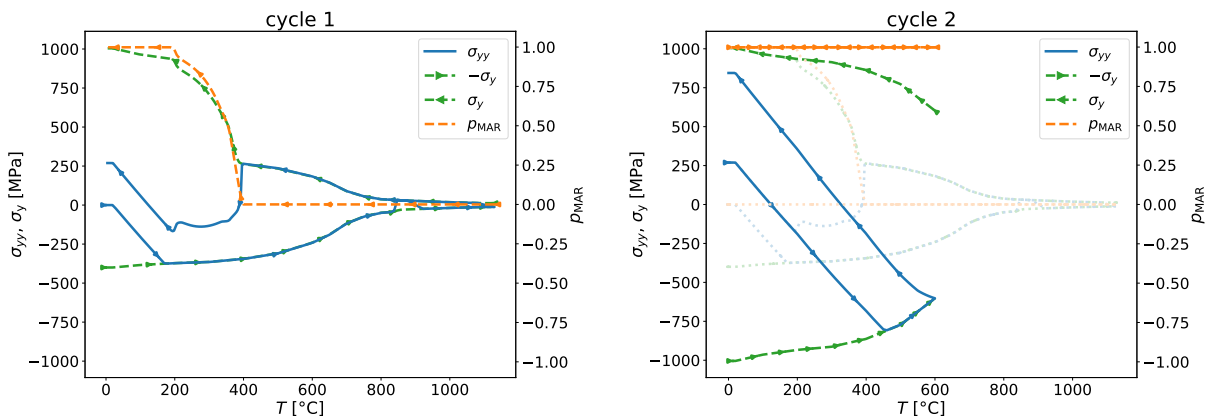


FIGURE 2 – Simulation d’un essai Satoh à deux cycles thermiques triangulaires de températures maximales décroissantes (comme 3b). La contrainte σ_{yy} (bleue) est tracée en fonction de la température. L’évolution de la limite d’élasticité du matériau σ_y (vert) et de la part de martensite dans le matériau (orange) permettent d’interpréter son évolution. NB : σ_y est affichée négative pour le chauffage et positive pour le refroidissement. Les courbes du cycle 1 sont tracées en teinte pâle sur le cycle 2.

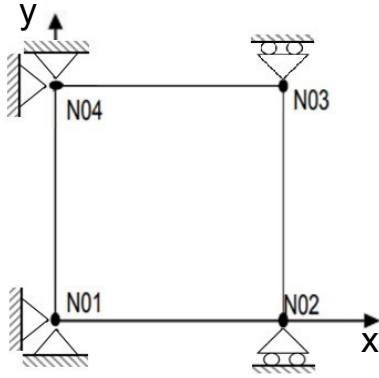
Les variables de sorties (ou variables d’intérêt) qui seront étudiées dans l’analyse de sensibilité sont les contraintes résiduelles en fin de premier et second cycle $\sigma_{yy,res}^1$ et $\sigma_{yy,res}^2$.

3 Modélisation physique et numérique

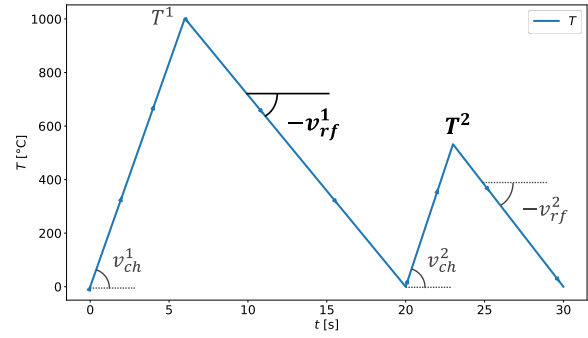
3.1 Conditions limites

La température étant imposée de manière homogène dans l’éprouvette, la modélisation numérique de l’essai Satoh peut se ramener à un seul élément plan. Celui-ci est constitué de quatre nœuds dont le blocage est détaillé en Figure 3a. Cet élément subit un chargement homogène en température, formé de deux cycles triangulaires successifs (voir Figure 3b) et donc défini par 2×3 paramètres : vitesses de chauffe v_{ch} , de refroidissement v_{rf} , et température maximale T_{max} pour chaque cycle. T_{max}^1 est fixé à 1000°C de sorte à austénitiser totalement le matériau. Du reste, étant donné le modèle utilisé, seuls les paramètres v_{rf}^1 et T_{max}^2 peuvent influencer sur la simulation et seront donc échantillonnés dans l’ASG dans les intervalles $[2, 50]^\circ\text{C s}^{-1}$ et $[230, 710]^\circ\text{C}$ (lois détaillées en 4.3) de sorte à modéliser tous les cycles que peut potentiellement subir un grain de matière de la zone attaquée thermiquement en soudage. Cette diversité des conditions thermiques est intéressante dans la mesure où certains paramètres matériau ne pourront influencer que dans certaines configurations thermiques (e.g. les paramètres relatifs à la bainite

n'auront aucun impact si aucune bainite n'est formée, or sa formation est étroitement liée à v_{rf}^1). Les autres vitesses sont fixées à 26°C s^{-1} .



(a) Modélisation de l'essai Satoh. Les nœuds 1 et 4 sont bloqués selon les deux directions ($u_x = u_y = 0$), les nœuds 2 et 3 selon y uniquement ($u_y = 0$).



(b) Chargement thermique à deux cycles triangulaires successifs, imposé de manière homogène à tout l'élément.

FIGURE 3 – Conditions limites de l'essai Satoh.

3.2 Couplage

La simulation de l'essai se fait en considérant un couplage faible entre le modèle thermo-métallurgique et le modèle mécanique. La température $\theta = \theta(t)$ étant imposée, un calcul thermo-métallurgique est d'abord réalisé déterminant l'évolution des différentes proportions de phases, puis un calcul mécanique résolvant l'équilibre (1) est ensuite effectué, en prenant en entrée le résultat du premier.

$$\text{div } \boldsymbol{\sigma}(\mathbf{X}, t) = 0 \quad (1)$$

$$\dot{p} = \frac{\bar{p} - p}{t_R} \quad (2)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}^{th}(\theta) = \boldsymbol{\alpha}^{th}(\theta) \theta \mathbf{I} \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\sigma}(\mathbf{X}, t) = \mathbf{H} : \boldsymbol{\epsilon}_e(\mathbf{X}, t) = \mathbf{H} : \left(\boldsymbol{\epsilon}(\mathbf{X}, t) - \boldsymbol{\epsilon}^p(\mathbf{X}, t) - \boldsymbol{\epsilon}^{th}(\mathbf{X}, t) \right) \quad (4)$$

$$f = \|\boldsymbol{\sigma} - (1 - P_{\text{iso}})\mathbf{X}\| - P_{\text{iso}}R - \sigma_y \quad (5)$$

$$\mathbf{X} = \frac{2}{3}C_1(\theta) \boldsymbol{\epsilon}^p \quad R = C_1(\theta) p \quad (6)$$

3.3 Modèle métallurgique

Pour chaque transformation de phase, le modèle de Leblond (2) est utilisé où $p \in [0, 1]$ est la proportion de la phase apparaissant, $\bar{p}(\theta)$ et $t_R(\theta, \dot{\theta})$ sont calibrées sur des données expérimentales pour chaque phase. L'incertitude de chaque transformation est portée par un paramètre correspondant à une translation en température des courbes $\bar{p}(\theta)$ et $t_R(\theta, \dot{\theta})$ et donc à un décalage des températures de début de transformation de phase nommées M_s (austénite \rightarrow martensitique), B_s (austénite \rightarrow bainite), F_s (austénite \rightarrow ferrite) et A_s (métal de base \rightarrow austénite).

3.4 Modèle mécanique

Déformation thermique

Le modèle thermique (3) est considéré où le coefficient de dilatation thermique $\boldsymbol{\alpha}^{th}$ est le même pour toutes les phases ferritiques (noté $\boldsymbol{\alpha}_\alpha^{th}$ pour les phases α : métal de base, bainite, martensite, ferrite) mais diffère pour l'austénite (noté $\boldsymbol{\alpha}_\gamma^{th}$ pour la phase γ).

Loi d'état

Chaque phase possède un domaine d'élasticité dans lequel est utilisé un modèle élastique linéaire (4) où \mathbf{H} est le tenseur de Hooke. Toute phase est considérée comme un matériau isotrope défini par son module d'Young $E(\theta)$ et son coefficient de Poisson ν (fixé à 0.3). Deux paramètres de module d'Young sont échantillonnés dans l'ASG : E_α et E_γ correspondant respectivement aux valeurs à $\theta = 0^\circ\text{C}$ pour les phases α et γ , le reste des courbes $E_\alpha(\theta)$ et $E_\gamma(\theta)$ étant construit au prorata de ces valeurs initiales, sur la base d'une courbe (décroissante) de référence.

De même, la limite d'élasticité de chaque phase est définie par sa valeur $\sigma_y^p(\theta = 20^\circ\text{C})$, ce qui ajoute 5 paramètres échantillonnés ($p \in \{\text{MB, BAI, MAR, FER, AUS}\}$ où MB est le métal de base, BAI la bainite, MAR la martensite, FER la ferrite, AUS l'austénite). La limite d'élasticité globale $\sigma_y(\theta)$ du matériau est alors la moyenne des limites d'élasticité des phases pondérées de leur proportion.

Critère de plasticité et lois d'érouissage

La fonction seuil de plasticité utilisée est donnée en (5) où $P_{\text{iso}} \in [0, 1]$ est un paramètre déterminant la part d'érouissage isotrope. Les lois d'érouissage cinématiques et isotropes [4] utilisée sont données en (6) où le module d'érouissage $C_1(\theta)$ variera durant l'ASG. Celui-ci est défini par une courbe linéaire par morceau pour trois températures différentes (20°C , 600°C , 1000°C). Il est pris différent pour les phases α et γ . Il y a donc 6 paramètres échantillonnés : $C_1^p(20^\circ\text{C})$, $C_1^p(600^\circ\text{C})$, $C_1^p(1000^\circ\text{C})$ pour $p \in \{\alpha, \gamma\}$.

Le dernier paramètre pilote le phénomène de restauration de l'érouissage durant la transformation martensitique, où seule une part $r \in [0, 1]$ de l'érouissage est transmis de l'austénite à la martensite.

Thermique		Métallurgique				Cycle thermique		Mécanique (élasticité)						
α_α^{th}	α_γ^{th}	A_s	B_s	M_s	F_s	v_{rf}^1	T_{max}^2	σ_y^{MB}	σ_y^{AUS}	σ_y^{BAI}	σ_y^{MAR}	σ_y^{FER}	E_α	E_γ
Mécanique (plasticité)														
$C_1^\alpha(20^\circ\text{C})$	$C_1^\alpha(600^\circ\text{C})$	$C_1^\alpha(1000^\circ\text{C})$	$C_1^\gamma(20^\circ\text{C})$	$C_1^\gamma(600^\circ\text{C})$	$C_1^\gamma(1000^\circ\text{C})$	P_{iso}	r							

TABLE 1 – Récapitulatif des variables d'entrées considérées dans l'ASG.

Un total de 23 paramètres sera donc étudié dans cette analyse, comme résumé en Table 1.

4 Analyse de sensibilité Globale

4.1 Indices de Sobol'

Soit un modèle numérique g prenant en argument d variables d'entrée x_1, \dots, x_d considérées ici scalaires sans perte de généralité. Leur incertitude est modélisée en les considérant comme des variables aléatoires réelles X_1, \dots, X_d de fonctions de densité p_1, \dots, p_d et de supports I_1, \dots, I_d . Ces variables aléatoires sont considérées mutuellement indépendantes, ce qui implique que la fonction de densité de leur loi conjointe notée p_X vérifie $p_X(x_1, \dots, x_d) = p_1(x_1) \times \dots \times p_d(x_d)$. L'incertitude de la sortie du modèle (considérée scalaire sans perte de généralité) est alors portée par la variable aléatoire réelle $Y = g(X)$.

Les indices de Sobol' découlent de la décomposition fonctionnelle suivante du modèle :

$$g(\mathbf{x}) = g_0 + \sum_{i=1}^d g_i(x_i) + \sum_{1 \leq i < j \leq d} g_{i,j}(x_i, x_j) + \dots + g_{1, \dots, d}(x_1, \dots, x_d) \quad (7)$$

Cette décomposition nommée FANOVA (*Functional ANalysis Of VAriance*) ou HDMR (*high-dimensional model représentation*) [6][8] existe et est unique si

$$\int_{I_i} g_{\mathbf{u}}(\mathbf{x}_{\mathbf{u}}) p_i(x_i) dx_i = 0 \quad \forall i \in \mathbf{u}, \forall \mathbf{u} \in \mathcal{P}(\{1, \dots, d\}) \quad (8)$$

en notant $\mathbf{x}_{\mathbf{u}} = (x_i)_{i \in \mathbf{u}}$ et $\mathcal{P}(\{1, \dots, d\})$ l'ensemble des parties de $\{1, \dots, d\}$.

Il peut être montré que (8) implique l'orthogonalité (au sens de $\mathbb{E}[\cdot \times \cdot]$) des termes de la somme dans la décomposition 7, permettant de décomposer linéairement la variance du modèle en passant à la variance dans (7) :

$$\text{Var}[Y] = \sum_{i=1}^d V_i + \sum_{1 \leq i < j \leq d} V_{i,j} + \dots + V_{1,2, \dots, d} \quad (9)$$

où $V_{\mathbf{u}} = \text{Var}[g_{\mathbf{u}}(\mathbf{X}_{\mathbf{u}})] = \mathbb{E}[g_{\mathbf{u}}(\mathbf{X}_{\mathbf{u}})^2]$.

Diviser (9) par $\text{Var}[Y]$ donne enfin les indices de sensibilité de Sobol'

$$S_{\mathbf{u}} = \frac{V_{\mathbf{u}}}{\text{Var}[Y]} \quad \text{avec} \quad \sum_{\mathbf{u}} S_{\mathbf{u}} = 1$$

Ceux-ci indiquent la part de la variance du modèle qui peut être imputée à un groupe de variable \mathbf{u} donné. En particulier, les indices suivants :

$$\begin{aligned} \text{indices du premier ordre :} \quad S_i &= \frac{V_i}{\text{Var}[Y]} = \frac{\text{Var}[\mathbb{E}[Y|X_i]]}{\text{Var}[Y]} \\ \text{indices du second ordre :} \quad S_{ij} &= \frac{V_{i,j}}{\text{Var}[Y]} = \frac{\text{Var}[\mathbb{E}[Y|X_i, X_j]] - V_i - V_j}{\text{Var}[Y]} \end{aligned}$$

indiquent la part de variance due aux effets dits principaux pour les indices du premier ordre, et aux interactions entre deux entrées pour les indices du second ordre. Il est également possible de calculer les indices de sensibilité dits "totaux" en ne gardant que les termes relatifs à une variable particulière dans la décomposition (9).

$$\begin{aligned} \text{indices totaux :} \quad S_i^T &= \sum_{i \in \mathbf{u}} S_{\mathbf{u}} = S_i + \sum_j S_{ij} + \dots \\ &= 1 - \frac{\text{Var}[\mathbb{E}[Y|\mathbf{X}_{-i}]]}{\text{Var}[Y]} \end{aligned}$$

En pratique, ceux-ci sont utilisés en comparaison avec les indices du premier ordre afin de mesurer la part de variance due aux interactions impliquant une entrée donnée. Par exemple si $S_i = 0.4$ et $S_i^T = 0.51$, alors 11 % de la variance de Y est due aux interactions entre x_i et d'autres entrées.

4.2 Estimateurs

Deux estimateurs statistiques de ces indices sont présentés dans cette étude. Tout deux sont dit "*given data*", *i.e.* ils peuvent être calculé à partir d'un jeu de donné imposé. Le premier permet un repérage (*screening*) des entrées les plus influentes et le second une analyse plus "fine" des interactions entre celles-ci.

Estimateur basé sur les rangs

L'estimateur basé sur les rangs (*Rank-based estimator* [3]) permet d'estimer les indices de Sobol' du premier ordre. Étant donné un ensemble *i.i.d.* d'échantillons $(X_k^{(i)}, Y^{(i)})_{i \in \{1, \dots, N\}}$ dont les paires $(X_k^{<1>}, Y^{<1,k>})$, $(X_k^{<2>}, Y^{<2,k>})$, \dots , $(X_k^{<N>}, Y^{<N,k>})$ sont ordonnées (en notant le rang sous crochets $\langle \cdot \rangle$) tel que $X_k^{<1>} \leq X_k^{<2>} \leq \dots \leq X_k^{<N>}$.

Les estimateurs des indices de Sobol' du premier ordre basée sur les rangs s'expriment alors :

$$S_k = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y^{<i,k>} Y^{<i+1,k>} - \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i\right)^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i^2 - \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i\right)^2} \quad \forall k \in [1, d]$$

où la permutation est définie telle que $Y^{<N+1,k>} = Y^{<1,k>}$. L'implémentation de cette méthode dans la librairie OpenTurns sera utilisée dans la suite. Celle-ci permet d'obtenir des intervalles de confiance par bootstrapping (ou rééchantillonnage).

Cette méthode peu coûteuse en temps de calcul même pour un grand nombre de données (ici $d = 23$ et $N = 319239$) est toutefois limitée aux indices du premier ordre. Sont donc calculés en complément les indices d'ordre totaux et d'ordre 2 par PCE (voir ci-dessous) afin d'évaluer la sensibilité des sorties aux interactions entre entrées.

Estimateur PCE

Il est également possible d'estimer les indices de sensibilité de Sobol' à partir des coefficients d'un méta-modèle de chaos polynomial (Polynomial Chaos Expansion : PCE) entraîné sur les données. Cette

méthode à l'avantage de fournir une estimation de tous les indices de sensibilité à tout ordre. Elle repose sur la construction d'un modèle de la forme suivante [5] :

$$Y = \sum_{j \in \mathbb{N}} y_j \Psi_{\alpha_j}(X) \quad \text{avec} \quad \Psi_{\alpha}(X) = \prod_{i=1}^d \Psi_{\alpha_i}^{(i)}(X_i) \quad (10)$$

où $\{y_j\}_{j \in \mathbb{N}}$ sont des coefficients et $\{\Psi_j\}_{j \in \mathbb{N}}$ est une famille de polynômes multivariés orthonormés construits à partir d'une base de polynômes orthogonaux univariés $\{\Psi_k^{(i)}\}_{k \in \mathbb{N}}$ adaptée à la distribution des entrées X , et en notant le multi-indice $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_d) \in \mathbb{N}^d$. La somme 10 est alors généralement tronquée de sorte à se limiter aux P polynômes de degré maximum p (typiquement 3 à 5).

Le modèle a été entraîné par une méthode *sparse PCE* [1] sur un espace des variables d'entrées réduit aux 9 paramètres les plus influents d'après les indices de Sobol' estimés par la méthode des rangs (détaillée ci-dessus), afin de rendre la construction du modèle accessible en temps de calcul. Ont essentiellement été conservés les paramètres dont l'intervalle de confiance de l'estimateur de l'indice d'ordre 1 par les rangs ne contenait pas 0 (sauf σ_y^{MAR} et B_s). Le temps d'entraînement demeure tout de même important : ≈ 5.5 h de temps CPU pour $p = 4$, $N = 20000$ et $P = 715$. Le coefficient de détermination R^2 est de 96.3 % pour la sortie $\sigma_{yy,res}^1$, et de 96.7 % pour $\sigma_{yy,res}^2$, permettant de valider le modèle.

4.3 Distributions

Les indices de Sobol' sont estimés par les méthodes précédemment décrites, en utilisant deux distributions différentes pour réaliser l'échantillonnage : une distribution uniforme et triangulaire. Ces indices sont en effets très dépendants de la manière d'échantillonner l'espace paramétrique, d'où le test pour deux distributions. Ces deux distributions sont basées sur une copule indépendante (hypothèse nécessaire au calcul des indices de Sobol'), et diffèrent seulement dans le choix des lois des marginales. La première utilise des lois uniformes (loi maximisant l'entropie de la distribution) et la seconde des lois triangulaires (donnant moins de poids aux valeurs proches des bornes) dont le mode est choisi généralement au milieu de l'intervalle. Les valeurs des bornes de chaque paramètre ont été choisies de sorte à couvrir une large gamme d'aciers ferritiques. L'incertitude modélisée est donc épistémique dans la mesure où elle reflète le choix d'un matériau plutôt qu'une fluctuation aléatoire ne pouvant être connue.

4.4 Résultats

Les résultats Figure 4 montrent tout d'abord une convergence entre les deux estimateurs utilisés comme le prouve d'une part la faible différence entre les indices Figure 4b et 4c, et d'autre part la petitesse de l'intervalle de confiance en 4c. Il est ensuite intéressant de noter que les effets dus aux interactions entre paramètres sont marginaux, comme le montre la très faible différence entre les indices du premier ordre et totaux d'une part pour l'estimateur PCE, et la valeur de la somme des indices du premier ordre pour l'estimateur par les rangs. La variance est en effet principalement due aux effets du premier ordre de seulement quelques paramètres : α_{α}^{th} , v_{rf}^1 , M_s , et σ_y^{AUS} pour $\sigma_{yy,res}^1$ dont l'ordre d'importance varie selon la distribution considérée, et essentiellement T_{max}^2 puis ces mêmes derniers pour $\sigma_{yy,res}^2$.

Il est alors possible de s'intéresser aux effets de chaque paramètre physique sur l'évolution des contraintes lors de l'essai, en traçant par exemple pour chaque paramètre plusieurs courbes Satoh pour différentes valeurs de ce paramètre. Ceci permet d'enrichir la compréhension physique de l'effet de chaque paramètre et de décrire l'évolution (linéaire ou non) de l'effet lorsque l'entrée évolue dans son intervalle de variation. La Figure 5 permet par exemple de visualiser l'effet de v_{rf}^1 (resp. T_{max}^2) sur $\sigma_{yy,res}^1$ (resp. $\sigma_{yy,res}^2$). L'effet de v_{rf}^1 est non linéaire et n'est important que lorsque $v_{rf}^1 \lesssim 7^\circ\text{C s}^{-1}$, valeur pour laquelle de la bainite commence à être formée durant le refroidissement. Cela explique pourquoi l'indice de v_{rf}^1 est plus grand dans le cas de la distribution uniforme qui échantillonne davantage les valeurs aux bornes que la loi triangulaire. De même, l'effet de T_{max}^2 sur $\sigma_{yy,res}^2$ est non linéaire car si sa valeur ne permet pas de plastifier le matériau ($T_{max}^2 \lesssim 480^\circ\text{C}$ sur la Figure 5c) alors $\sigma_{yy,res}^2 = \sigma_{yy,res}^1$ et dans le cas contraire, l'augmentation de T_{max}^2 a une influence majeure sur la contrainte résiduelle d'où la prédominance de son indice de sensibilité de Sobol'.

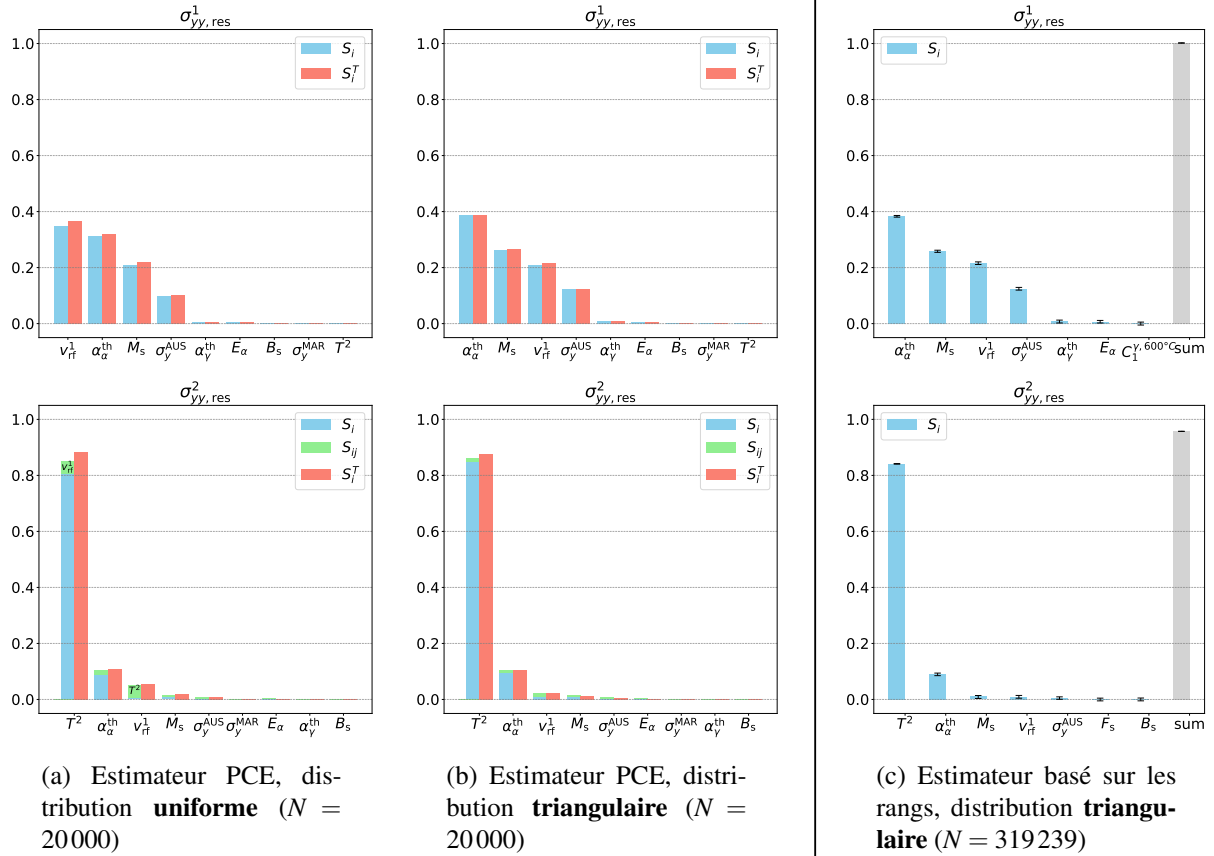


FIGURE 4 – Indices de Sobol’ des contraintes résiduelles au premier et second cycle pour deux distributions, estimés par PCE (4a et 4b) et basé sur les rangs (4c). Les intervalles de confiance sont donnés à 95 %, par bootstrapping ($n = 200$, $r = 0.85$) pour 4c.

5 Conclusion et perspectives

Cette analyse de sensibilité globale a permis d’identifier les paramètres les plus influents sur les contraintes résiduelles en fin d’un essai Satoh simulé par élément fini dans le cas d’un acier ferritique. Les résultats de deux estimateurs des indices de Sobol’ pour les 23 paramètres d’entrée et pour deux échantillonnages différents (distributions uniforme et triangulaire) permet d’identifier les 5 paramètres ayant une influence substantielle : α_α^{th} , v_{rf}^1 , T_{max}^2 , M_s , et σ_y^{AUS} , et plus marginalement E_α , α_γ^{th} , σ_y^{MAR} . Cette influence est à apprécier aux regard des distributions utilisées qui modélisent une incertitude épistémique (et non aléatoire) liée au choix de l’acier parmi une large gamme. Ainsi, ces résultats peuvent être utiles pour quiconque souhaitant par exemple construire un métamodèle de soudage pour cette gamme d’acier : si la dimension de l’espace paramétrique doit être réduite à des fins de temps de calcul, alors il est cohérent de conserver prioritairement les dimensions générant le plus de variance sur les sorties pour toute une gamme d’essais Satoh (décrite par les deux paramètres de cycle thermique).

Les futurs travaux porteront sur des modèles de soudage plus complexe permettant d’étudier la sensibilité des contraintes résiduelles à de nouveaux paramètres notamment géométriques et de procédé. Un modèle de soudage d’un cordon sur une tuyauterie est notamment à l’étude. Ce modèle étant plus coûteux (~ 9000 éléments, ~ 30 min), une étape de réduction de modèle est envisagée, en préalable à l’ASG.

Remerciements

Les auteurs remercient le soutien du laboratoire commun “Soudage & Réparation”, une collaboration entre Électricité de France (EDF), Framatome et l’INSA Lyon. Ce travail a été réalisé dans le cadre d’un contrat CIFRE (N°2024/1634) entre Framatome et l’INSA de Lyon, pour lequel les auteurs expriment leur profonde gratitude.

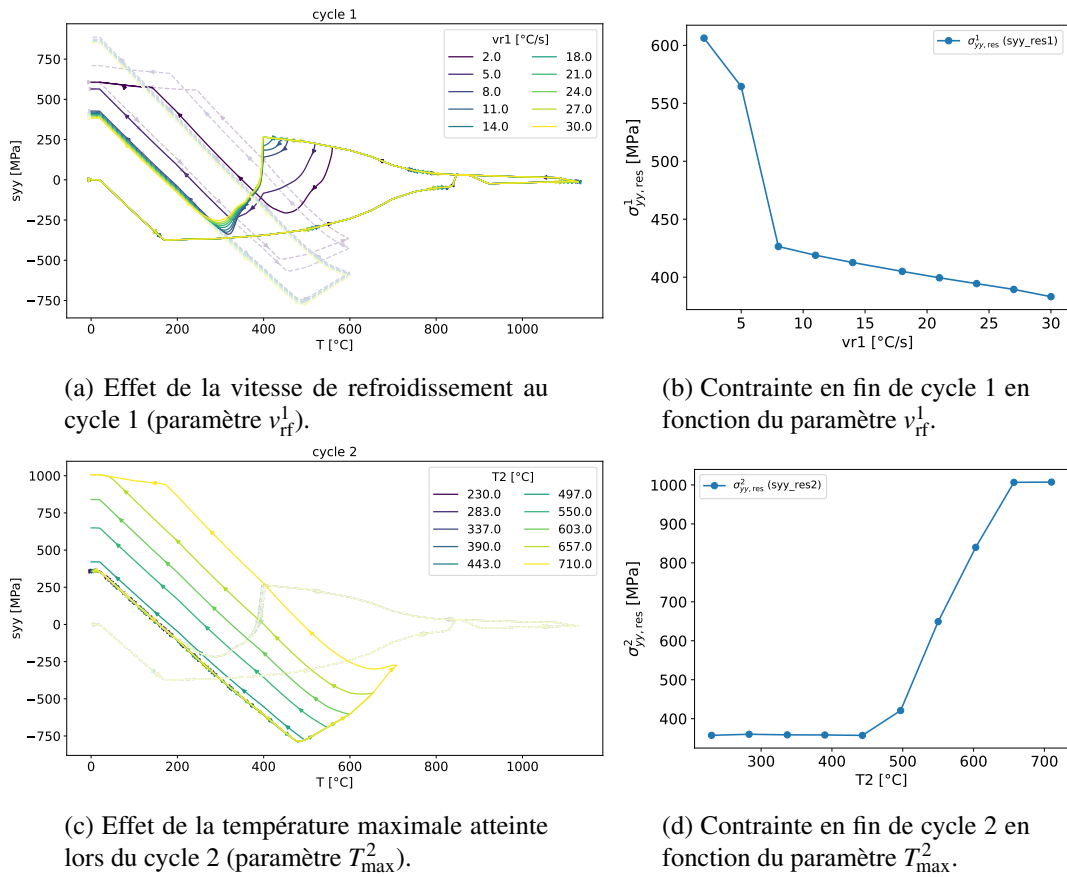


FIGURE 5 – Deux effets non linéaires sur la contrainte résiduelle ;

Références

- [1] G. Blatman, B. Sudret. *Sparse polynomial chaos expansions and adaptive stochastic finite elements using a regression approach*, Comptes Rendus Mécanique 336(6), 518–523, 2008.
- [2] S. Gallée, F. Gommez, N. Sallez, A. Brosse. *An Experimental and Numerical Modelling for SMAW*, ASME Pressure Vessels & Piping Conference, 2023.
- [3] F. Gamboa, P. Gremaud, T. Klein, A. Lagnoux. *Global sensitivity analysis : A novel generation of mighty estimators based on rank statistics*, Bernoulli 28(4), 2345–2374, 2022.
- [4] J. Lemaitre, J.-L. Chaboche, A. Benallal, R. Desmorat. *Mécanique des matériaux solides*, Dunod, 2020.
- [5] L. Le Gratiet, S. Marelli, B. Sudret. *Metamodel-Based Sensitivity Analysis : Polynomial Chaos Expansions and Gaussian Processes*, Handbook of Uncertainty Quantification, Springer, 1289–1325, 2017.
- [6] C. Prieur, S. Tarantola. *Variance-Based Sensitivity Analysis : Theory and Estimation Algorithms*, Handbook of Uncertainty Quantification, Springer, pp. 1217–1239, 2017.
- [7] K. Satoh, T. Ohnishi. *Transient Thermal Stresses of Weld Heat-Affected Zone by Both-Ends-Fixed Bar Analogy*, Journal of the Japan Welding Society, Japan Welding Society, 359–371, 1969.
- [8] I. M. Sobol'. *Sensitivity analysis for non-linear mathematical models*, Mathematical Modelling and Computational Experiments, 407–414, 1993.