

Approche probabiliste dans la conception des modules de puissance - Applications ferroviaire et aéronautique

A. Micol

Laboratoire de Génie de Production
47, av d'Azereix BP 1629 F-65016 Tarbes,

M. Karama

Laboratoire de Génie de Production
47, av d'Azereix BP 1629 F-65016 Tarbes,
moussa@enit.fr

Résumé

Le mode de défaillance principal des modules de puissance IGBT est la fatigue thermique des joints de soudure. L'échauffement thermique provoque des contraintes mécaniques dues aux différents coefficients de dilatation thermique des matériaux mises en jeu. La durée de vie en fatigue, lié à l'énergie non élastique dissipée pendant un cycle, dépend fortement de la forme géométrique des brasures, du comportement non linéaire et de la charge appliquée. Les méthodes fiabilistes sont donc appliquées ici avec les méthodes de réponse de surface et de réseaux de neurones.

Abstract

The major failure mode of power IGBT is the thermal fatigue of the solder joints. The thermal heating induces mechanical constraints due to the various coefficients of thermal expansion of different materials. The life in fatigue, bound to the non-elastic energy dissipated during a cycle, depends strongly on the geometrical shape of solder, on the non-linear behavior and on the applied load. The reliability methods are then applied here with response surface method and neural networks

1. INTRODUCTION

Les méthodes de fiabilité consistent à déterminer la probabilité de défaillance d'un système à l'aide d'une formulation aléatoire des données du problème, et de la modélisation du mode de défaillance par une fonctionnelle. En considérant ces entrées comme des variables aléatoires, il est possible de calculer la probabilité de défaillance du système :

$$P_f = \int_{G(\{X\}) \leq 0} f_{\{X\}}(\{x\}) dx_1 \dots dx_n \quad (1)$$

où le vecteur X est constitué des différentes variables aléatoires d'entrée du modèle, f la densité conjointe des variables et $G(X)$ une fonction modélisant le mode de défaillance. La résolution de cette intégrale peut être faite par intégration analytique, dans des cas simples, par méthode d'approximation FORM/SORM ou par méthode de simulation (Monte-Carlo) généralement à rejeter dans le cas d'analyse par Eléments Finis. Le schéma des méthodes d'approximation consiste à transformer les variables dans l'espace centré normé afin de rechercher le point de défaillance le plus probable grâce au méthode d'optimisation sous contrainte [1] [2]. La surface d'état limite est estimée par un hyper plan tangent (ou surface quadratique pour la méthode SORM) pour calculer la probabilité de défaillance :

$$P_f = \Phi(-\beta) \quad (2)$$

β est noté indice de fiabilité et Φ la fonction de répartition normal centré réduite. Nous appliquons ces méthodes aux modules de puissance utilisés dans la traction ferroviaire afin de redresser le courant continu pour l'alimentation des moteurs électriques. Un nouveau type de connexion inspiré de la technologie flip-chip, a été réaliser pour alimenter les puces via des bumps, insert de cuivre soudé sur le composant à l'aide de brasure Sn96.5/Ag3.5. La figure 1 présente la modélisation E.F. du sandwich pour former le switch élémentaire : la puce IGBT est soudé au substrat AlN inférieur à l'aide de préforme de brasure, tandis que le deuxième substrat est soudé par les connexions bumps.

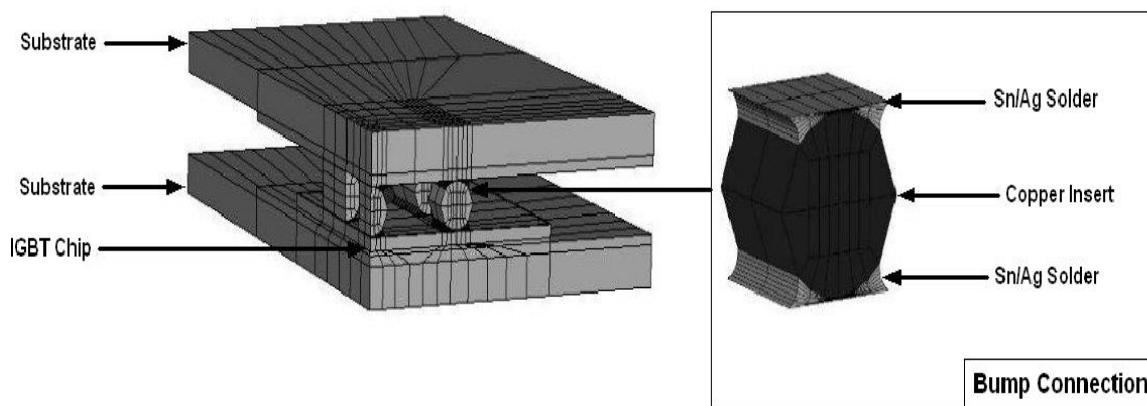


Figure 1. Modèle éléments finis

2. METHODE DE FIABILITE

Dans la plupart des problèmes, la forme explicite de G est indisponible, et seul des réalisations ponctuelles peuvent être évaluées par des moyens numériques, le plus souvent par éléments finis. Deux solutions sont alors envisageables. La première par couplage direct, où l'évaluation des gradients de la fonction G , nécessaires aux méthodes d'optimisation, se fait par différences finies : le code fiabiliste appelle donc le solveur numérique pour évaluer le G nécessaire. La deuxième consiste à formuler une représentation équivalente de la fonction d'état limite. La première solution, utilisant la

différenciation par différences finies, pose quelques problèmes dans le cas de la mécanique non linéaire [3] où le calcul de gradient peut être entaché d'erreur. Il est intéressant d'étudier les formulations capables d'accepter une erreur de précision sur les calculs, et donc de gagner du temps sur l'intégration numérique des lois non linéaires. Nous étudierons deux solutions pour modéliser $G(X)$: Les réponses de surfaces et les réseaux de neurones. La méthode de surface de réponse consiste à approximer la fonction d'état limite par une représentation analytique $G = G(p)$ fonction de paramètres p_i , $i = 0, \dots, k$ à identifier. La forme de la fonction n'étant souvent pas connue, les polynomiales seront utilisées. Les observations y_i , $i = 1, \dots, n$, permettant d'identifier les paramètres p , forment la matrice d'expérience Γ_i :

$$y_i = \Gamma_i p + \varepsilon_i \tag{3}$$

ε_i (avec $i = 1, \dots, n$) représente l'erreur sur les simulations des expériences. La détermination des coefficients du système 3 est réalisée par les méthodes de moindres carrés en minimisant la fonction :

$$L(p) = \|y - \Gamma p\|^2 \tag{4}$$

Ceci peut se faire soit au moyen de l'inverse généralisé pour un système linéaire par rapport aux coefficients à déterminer. La solution du système s'écrit :

$$p = (\Gamma^T \Gamma)^{-1} \Gamma^T y \tag{5}$$

Si la fonction n'est pas linéaire, l'algorithme de Levenberg-Marquardt est utilisé pour évaluer la solution 4 en normant les entrées ainsi que les sorties par rapport à leurs maximums. Les coefficients de régression multiple (R^2) et multiple ajusté (R^2_{adjust}), prenant en compte les degrés de liberté du modèle pour ne pas voir l'indicateur augmenter avec l'ajout de variables, sont des mesures permettant de traduire la variance expliquée par le modèle :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \text{ et } R^2_{adjust} = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2 / (n - p - 1)}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2 / (n - 1)} \tag{6}$$

y_i , \hat{y}_i , n sont respectivement la sortie réelle de l'expérience i , la moyenne des différentes expériences et le nombre d'observation. L'algorithme démarre la régression avec un nombre d'expériences égal au nombre de paramètres à évaluer : le degré de liberté du résidu est alors égal à 0. L'identification des paramètres est possible mais de pauvre qualité. L'algorithme continue ces tirages jusqu'à obtenir un coefficient de régression supérieur à 0.9, garantissant un modèle apte à simuler correctement la sortie

réelle. Sur la même régression, l'algorithme de Levenberg-Marquardt est plus efficace que l'inverse généralisée et arrive à dépasser cette valeur avec moins d'observations.

Une stratégie de clustering est adoptée, où chaque nouvelle expérience est envoyée sur un noeud inoccupé. Une optimisation est faite à chaque retour de calcul, et le point de conception estimé est envoyé pour évaluation. Le taux de parallélisations sur ce problème basique (calcul indépendant entre eux) est maximal par rapport à une analyse par couplage direct : Le calcul des gradients peut être parallélisé, mais l'algorithme est obligé d'attendre l'évaluation de tous les gradients pour déterminer la direction d'avance.

2.1 Application des méthodes fiabilistes aux modules de puissance

Les brasures Sn/Ag ont un comportement elasto-viscoplastique. Le module de Young est pris dépendant de la température par la relation $E = E_0 - E_0T$ (avec $E_0 = 50.15$ GPa et $E_1 = 1.5$ GPa). Le comportement visqueux est modélisé par la fonction puissance [4], dont la loi et les paramètres sont énoncés dans le tableau 1.

<i>Loi de puissance : $\dot{\epsilon}_{cr} = A.(B\sigma)^n . \exp(\frac{-Q}{kT})$</i>				
<i>Coefficients</i>	<i>A(s⁻¹)</i>	<i>B</i>	<i>n(MPa⁻¹)</i>	<i>Q(kJ / mol)</i>
<i>Sn/Ag3.5</i>	<i>5.10⁻⁰⁶</i>	<i>1</i>	<i>11</i>	<i>79.8</i>

Tableau 1. Loi de comportement pour la brasure Sn/Ag

Le comportement plastique se fait au moyen d'une loi bi-plastique. La fonction d'état limite modélise la fatigue des brasures au cours du temps. Le modèle évaluant la durée de vie en fatigue des joints de brasure est basée sur la loi de Coffin-Manson, et considère la taux de déformation inélastique sur un cycle de chargement [5]. La fonction d'état limite se définit pour devenir négative si un nombre voulu de cycle n'est pas atteint :

$$G(X) = C\Delta\epsilon_{in}^n - N_{target} \quad (7)$$

Les différentes variables aléatoires considérées en entrée du modèle sont représentées dans le tableau 2. Les deux premiers moments du module de Young à température ambiante ont été identifiés par nano-indentation et de l'épaisseur e par analyse de micro-section. Les écarts-type des autres variables sont fixés à priori avec un coefficient de variation de 20%. L'analyse de sensibilité devra en outre mettre en évidence les variables prépondérantes pour le mode de défaillance afin d'effectuer les identifications nécessaires.

L'analyse de fiabilité est réalisée pour différentes formes de fonction de réponse de surface et régressée par l'algorithme de Levenberg-Marquardt : linéaire, quadratique et augmenté d'un exposant, ainsi que pour un réseaux de neurones comportant une couche cachée de 5 neurones.

Variables aléatoires	distribution	moyenne	écart-type
$x_1 = Sn / Ag$ CTE	log-normal	2.10^{-5}	1.10^{-6}
$x_2 = E_0$	log-normal	50150	5940
$x_2 = flux$	normal	0.01	0.001
$x_2 = e$	log-normal	12	6
Paramètres de la loi de comportement			
$x_3 = n$	log-normal	11	0.2
$x_6 = A$	log-normal	11	0.2

Tableau 2. Variables aléatoires pour l'analyse thermomécanique

Type de fonction	R^2	R^2_{ajust}	RSS
linéaire :			
$P_0 + \sum_{i=1}^m P_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=i+1}^m P_{ij} x_i x_j$	0.89	0.78	192.10^6
quadratique :			
$P_0 + \sum_{i=1}^m P_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=i}^m P_{ij} x_i x_j$	0.97	0.92	48.10^6
quadratique puissance :			
$(P_0 + \sum_{i=1}^m P_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=i}^m P_{ij} x_i x_j)^k$	0.99	0.99	$1.6.10^6$
réseau de neurones			
5 neurones cachés, 1 couche cachée	0.99	0.99	0.00301

Tableau 3. Analyse de variance pour différentes formes de surface de réponse et pour le réseau de neurones

Le tableau 3 récapitule les différents coefficients de régression trouvés pour chaque réponse de surface sur le même plan d'expérience, ainsi que le résidu (RSS) de la régression. La sortie inélastique du modèle étant transformé par la la relation de Coffin-Manson, les réponse de surface auxquelles un exposant k est ajouté approxime correctement la sortie. Les réseaux de neurones sont un excellent moyen pour passer sur tous les points du plan d'expérience, mais inaptes à intégrer les erreurs du modèle par manque de points. Le calcul des gradients est plus mauvais entre les points qu'une forme analytique de la solution. Une différence est constaté sur l'analyse de sensibilités, en figure 2 et 3. Le point de défaillance le plus probable n'étant pas le même entre les deux méthodes.

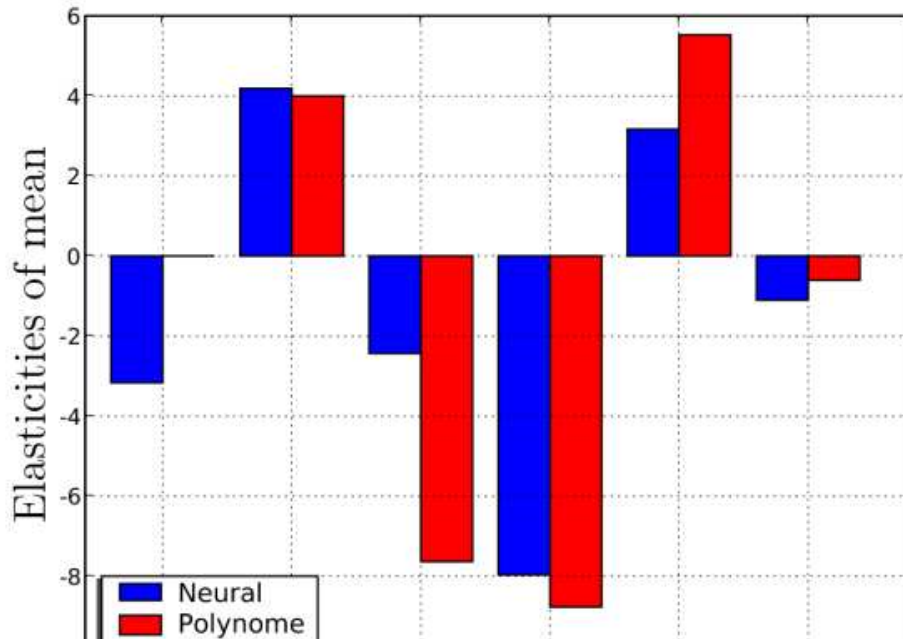


Figure 2. Elasticités des moyennes par la méthode de réseau de neurones et des surfaces de réponse

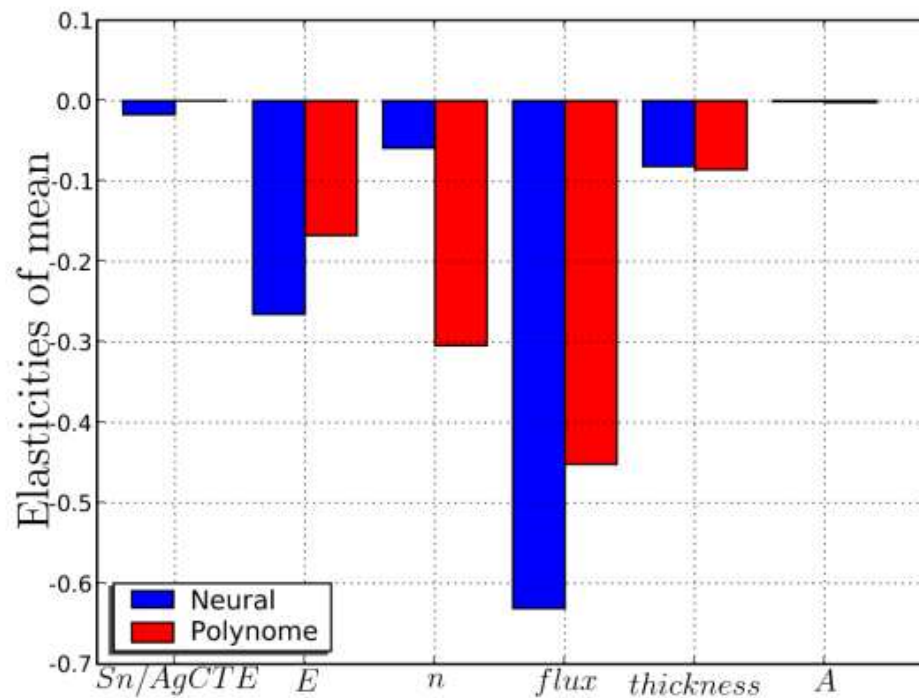


Figure 3. Elasticités des écart-type par la méthode de réseau de neurones et des surfaces de réponse

3. CONCLUSION

Cette analyse met en évidence l'importance du chargement thermique sur la probabilité de défaillance, pour une faible dispersion : celle ci correspond à des valeurs sur des essais accélérés. Une variation sur le chargement induit une accélération rapide de la fatigue. La variabilité sur les matériaux met en évidence l'importance portée sur l'identification du facteur de puissance dans les lois de comportement. L'analyse fiabiliste, pour le cas de mécanique non linéaire, est optimisée pour la méthode de réponse de surface. Il peut certes y avoir des indicateurs meilleurs que le coefficient de régression évalueront la pertinence du modèle. La qualité de l'assemblage est aussi mise en avant par l'influence de l'épaisseur de brasure entre l'IBGT et le plot en cuivre : une zone fortement contrainte et soumise à une fatigue importante. L'analyse est approfondie en modélisant la forme de la brasure, par résolution de l'équation d'énergie interne en phase liquide.

4. REFERENCES

1. Rackwitz R., Fiessler B., « Structural reliability under combined load sequences. », *Comput. Struct.*, vol. 9, p. 489-94, (1978).
2. Liu P., Der Kiureghian A., « Optimization algorithms for structural reliability », *Struct. Safety*, vol. 9, n° 3, p. 489-94, (1991).
3. Micol A., Karama M., Dalverny O., Martin C., Mermet-Guyennet M., « Reliability Design of Power Modules Using Probabilistic Approaches », in , B. H. V. Topping, , G. Montero, R. Montenegro (eds), *Proceedings of the Eighth International Conference on Computational Structures Technology*, Civil-Comp Press, (2006).
4. Wiese S., Feustel F., Meuse E., « Characterisation of constitutive behaviour of SnAg, SnAgCu and SnPb solder in flip chip joints », *Sensors and Actuators*, vol. 99,, n° 1-2, p. 188-193, April, (2002).
5. Kanchanomai C., Yamamoto S., Miyashita Y., Muthoh Y., Mcevely A. J., « Low cycle Fatigue Test for Solders Using Non-contact Digital Image Measurement System », *International Journal of Fatigue*, vol. 24, n° 1, p. 57-67, January, (2002).