



Mesure de température par une méthode de thermoréfectance multispectrale

Samuel Lozachmeur, Anass Jakani, Noël Richard, Raphaël Sommet,
Jean-Christophe Nallatamby

► To cite this version:

Samuel Lozachmeur, Anass Jakani, Noël Richard, Raphaël Sommet, Jean-Christophe Nallatamby. Mesure de température par une méthode de thermoréfectance multispectrale. XXIIèmes Journées Nationales Microondes (JNM) 2022, Jun 2022, Limoges, France. hal-03745093

HAL Id: hal-03745093

<https://hal.science/hal-03745093>

Submitted on 3 Aug 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Mesure de température par une méthode de thermoréfectance multispectrale

S. Lozachmeur¹, A. Jakani², N. Richard¹, R. Sommet², J.C. Nallatamby²

Laboratoire XLIM- ICONES, SP2MI, Téléport 2, 86962 Futuroscope

² Laboratoire XLIM-C2SNL, 7 rue Jules Vallès, 19100 Brive La Gaillarde
samuel.lozachmeur@etu.univ-poitiers.fr

Résumé – L'objectif final de ce travail est de produire une cartographie des températures d'un composant ou d'un circuit microélectronique avec la meilleure précision possible en régime permanent puis en régime transitoire. Le banc de thermoréfectance utilisé [1] produit une image multispectrale pour établir la température en chaque pixel via le coefficient de thermoréflexion. Ce travail porte sur l'analyse de la distribution spectrale des pixels afin d'identifier la cartographie des matériaux et donc le coefficient thermique à associer à chaque pixel. Cette analyse s'appuie la pseudo-divergence de Kullback-Leibler et illustre l'approche proposée par un exemple.

1. Introduction

La mesure précise de la température dans les composants électroniques est aujourd'hui un réel défi. Parmi les méthodes disponibles, la mesure de température par thermoréfectance s'appuie sur variation de l'intensité lumineuse réfléchi par un matériau (réflectance) en fonction de sa température. Ce changement est associé à un coefficient de thermoréfectance propre à chaque matériau et dépendant de la longueur d'onde. La sensibilité et la précision de la mesure de température sur chaque matériau peuvent être exacerbées par le choix de la longueur d'onde considérée.

L'objectif de ce travail est la segmentation d'une image de thermoréfectance de composant selon les matériaux le constituant. La connaissance du coefficient de thermoréfectance associé à chaque matériau permettra

ensuite de remonter à la température locale en chaque pixel.

Dans un premier temps, nous présenterons le banc de thermoréfectance ainsi que les équations permettant de relier la température au changement de réflectance. Puis nous détaillerons l'analyse des distributions spectrales mise en œuvre pour segmenter les images acquises. Nous illustrerons cette analyse par un exemple, avant de conclure sur l'approche.

2. Banc de mesure par thermoréfectance

Les données que nous traitons durant ce projet ont été mesurées à l'aide d'un banc d'acquisition de thermoréfectance Microsanj présenté Figure 1. L'éclairage du composant est assuré par 4 LED de longueur d'onde 365nm, 470nm, 530nm et 780nm.

Le fonctionnement du banc de mesure se base sur la relation (1) liant la variation de la réflectance ΔR à l'augmentation de la température ΔT en chaque unité de surface x (pixel) et pour chaque longueur d'onde λ .

$$\frac{\Delta R}{R_0} = C_{th}(x, \lambda) \Delta T. \quad (1)$$

La phase de calibration permet d'imposer une variation de température ΔT afin de mesurer la variation de la réflectance ΔR . Le coefficient de thermoréfectance $C_{th}(x, \lambda)$ en chaque pixel de l'image est déterminé à partir du rapport $\frac{\Delta R}{R_0 \Delta T}$. En phase de mesure, le composant est mis en fonctionnement induisant des augmentations

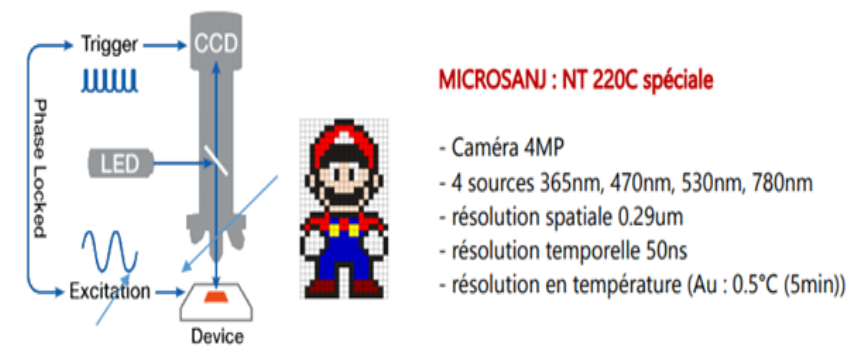


Figure 1 : Banc de thermoréfectance.

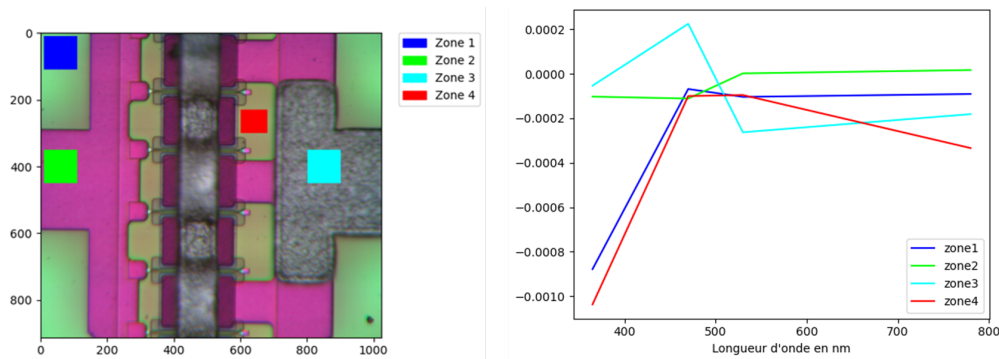


Figure 2 : Image RGB reconstruite et zones choisies pour l'analyse (à gauche), coefficients de thermoréfectance moyens pour chaque zone de référence (à droite).

locales $\Delta T(x)$ de température. À partir du rapport $\frac{\Delta R(x)}{R_0}$ en chaque pixel et du coefficient de thermoréfectance, nous pouvons en déduire $\Delta T(x)$ pour chaque pixel.

Dans cette première phase du projet, les mesures exploitées sont les images des coefficients thermiques mesurés en chaque pixel pour les 4 longueurs d'onde. La Figure 2 montre l'image reconstituée d'un transistor acquis par le banc de mesure. Selon les données connues, quatre matériaux différents sont présents sur l'image. Quatre zones ont été manuellement identifiées pour extraire les spectres moyens correspondant aux matériaux considérés. Les spectres de zones 2 et 3 sont clairement différenciables entre eux et discriminables de ceux des zones 1 et 4. En revanche, les spectres moyens des zones 1 et 4 présentent de fortes similarités avec une différenciation apparaissant principalement pour la longueur d'onde à 780 nm.

Les courbes mesurées sont comparables à celles citées dans [2,3] et présentées Figure 3 avec une résolution dans l'acquisition très supérieure à 4 longueurs d'onde. Il est cependant possible de reconnaître les courbes mesurées à partir des longueurs d'ondes à 365, 470, 530 et 780 nm. La courbe de la zone 3 correspond notamment aux coefficients de thermoréfectance de l'or. Pour ce qui est des zones 1 et 4, nous pouvons voir Figure 2 que les courbes mesurées sont très proches à 365nm. Elles ne divergent réellement que vers 680nm. Ces deux zones sont recouvertes de SiN transparent à 365nm. Elles recouvrent généralement du GaN (ou $\text{Al}_x\text{Ga}_{1-x}\text{N}$). La valeur obtenue pour le coefficient de thermoréfectance est cohérente avec [4].

Dans un traitement classique, les spectres seraient considérés longueur d'onde par longueur d'onde. Notre problématique est ici d'identifier le matériau associé à chaque pixel à partir du spectre complet de coefficient thermique mesuré. Cette reconnaissance nécessite d'une part de choisir une mesure de similarité entre spectres et d'autre part de l'intégrer dans une approche de classification.

L'apport de l'imagerie est ici de permettre de disposer de plusieurs courbes de coefficients de thermoréfectance pour engager une analyse statistique multivariée fonctionnelle [5] pour travailler sur l'histogramme des courbes de coefficients de thermoréfectance.

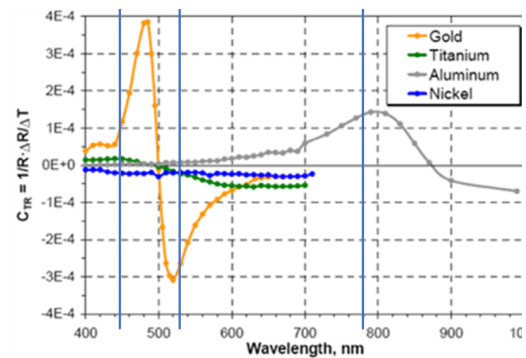


Figure 2: coefficients de thermoréfectance extraits de [2] avec positionnement des leds

3. Analyses des distributions de courbes

La production d'histogramme des courbes de coefficients de thermoréfectance n'est pas possible directement. Néanmoins nous souhaitons disposer de représentations permettant d'appréhender l'organisation de ces courbes et de la capacité à effectuer une classification supervisée. Pour cela, nous transposons la problématique de l'analyse de la distribution des courbes de thermoréfectance dans le domaine des différences (distances) entre spectres de réflectance.

3.a. Mesure de la différence spectrale

Plus de 80 mesures différentes de similarité ou distances entre spectres ont été recensées et comparées dans [6]. Parmi celles-ci, la pseudo-divergence de Kullback-Leibler (KLDP) est la seule répondant aux contraintes métrologiques [7]. Cette mesure est basée sur l'adaptation mathématique de la divergence de Kullback-Leibler au contexte des fonctions non unitaires. Techniquement l'expression correspond à la somme d'une différence de forme ΔG entre les 2 spectres et une différence d'intensité ΔW :

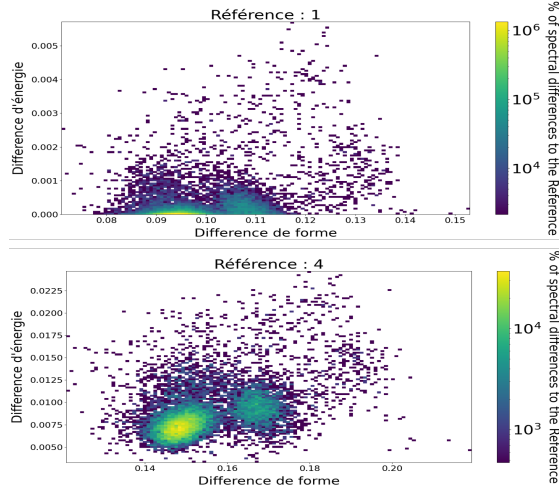


Figure 4. Histogramme 2D de la distribution des individus selon le critère KLPD

$$k_i = \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} S_i(\lambda) d\lambda, \quad (2)$$

$$\Delta W = (k_1 - k_2) \log\left(\frac{k_1}{k_2}\right), \quad (3)$$

$$\Delta G = k_1 KL(\bar{S}_1, \bar{S}_2) + k_2 KL(\bar{S}_2, \bar{S}_1), \quad (4)$$

$$\bar{S}_i(\lambda) = \frac{S_i}{k_i}. \quad (5)$$

Le coefficient k_i correspond à l'intégrale du spectre S_i sur la bande spectrale considérée (eq. 2) et $\bar{S}_i$ est le spectre S_i normalisé par son intégrale (eq.5). La différence de forme s'établit donc sur des spectres normalisés (eq. 4).

L'intérêt majeur de la KLPD est d'hériter de la divergence de Kullback-Leibler une excellente discrimination entre des variations de formes spectrales, là où une distance L2 est limitée. Cette capacité s'accompagne d'une sensibilité aux changements d'intensité [6,7]. Cet intérêt se retrouve dans la capacité à concevoir des représentations bidimensionnelles de la diversité des courbes (Figure 2). La limite de la KLPD est inhérente à la divergence de Kullback-Leibler en ne satisfaisant pas l'inégalité triangulaire et donc n'étant pas une distance mais simplement une similarité.

3.b. Analyse de la distribution de données

Les histogrammes de différences sont établis en calculant la différence (KLPD) entre un spectre de référence et chacun des spectres d'une zone/région/image. La Figure 4 illustre les histogrammes obtenus à partir des spectres moyens des zones 1 et 4.

L'axe horizontal de ces histogrammes bidimensionnel exprime la différence de forme (eq. 4) entre les spectres de coefficients de réflectance, alors que l'axe vertical exprime les différences d'intensité (eq. 3). La couleur est représentative de la densité des spectres dans chaque bin de l'histogramme. Alors que nous aurions espéré 4 groupes d'échantillons, nous observons deux groupes. La discrimination à partir d'une seule référence n'est pas possible.

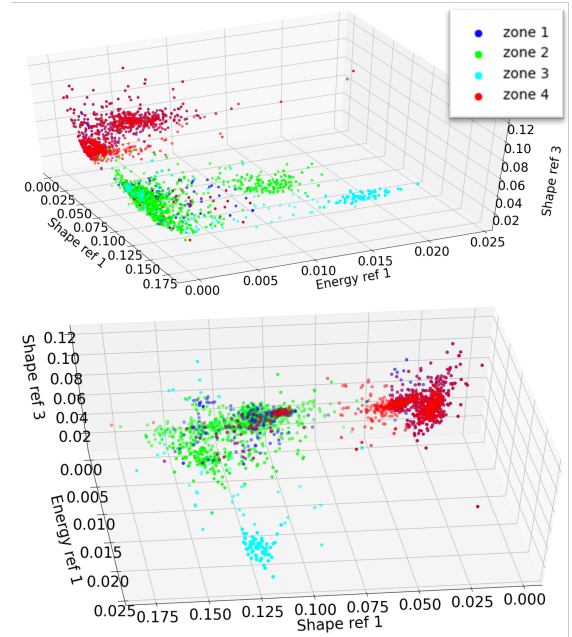


Figure 3. Histogramme des différences spectrales selon les références 2 et 3

L'intérêt de cette approche est de permettre la combinaison de plusieurs références pour construire des histogrammes n-dimensionnels, dans une approche similaire à l'accroissement des vecteurs principaux dans une analyse en composante principale.

La figure 5 montre un exemple de représentation tridimensionnelle combinant les différences établies à partir de 2 spectres de référence : ceux des zones 1 et 3. La représentation combine les différences de formes entre les spectres de l'image de coefficients de thermoréfectance et les 2 spectres de référence (axes *Shape ref 1* et *Shape ref 3*). Le troisième axe correspond à la différence d'énergie entre les spectres de coefficient de réflectance de l'image et le spectre de référence 1 (*Energy ref 1*). La figure 5 montre que les zones 2 (en vert) et 3 (en cyan) peuvent être discriminées (nuages de points disjoints). La discrimination entre les zones 1 (bleu) et 4 (rouge) est plus délicate avec un mélange important entre les deux groupes. Ce mélange est induit par la forte similarité des courbes de ces deux groupes sur les 3 premières longueurs d'ondes (365, 480 et 530 nm).

4. Résultats et discussion

La Figure 6 montre les résultats d'une classification simple de type K-plus-proche-voisin (KNN). L'approche recherche automatiquement ' N ' classes dans l'espace tridimensionnel des différences de la figure 5. Cette recherche s'appuie sur l'utilisation de la mesure L2 dans l'espace des attributs. Deux classifications ont été produites, l'une recherche automatiquement 3 classes, l'autre 4 classes.

La segmentation produite à partir de cette classification dans l'espace des différences spectrales montre que les pixels des zones 1 et 4 fusionnent dans la

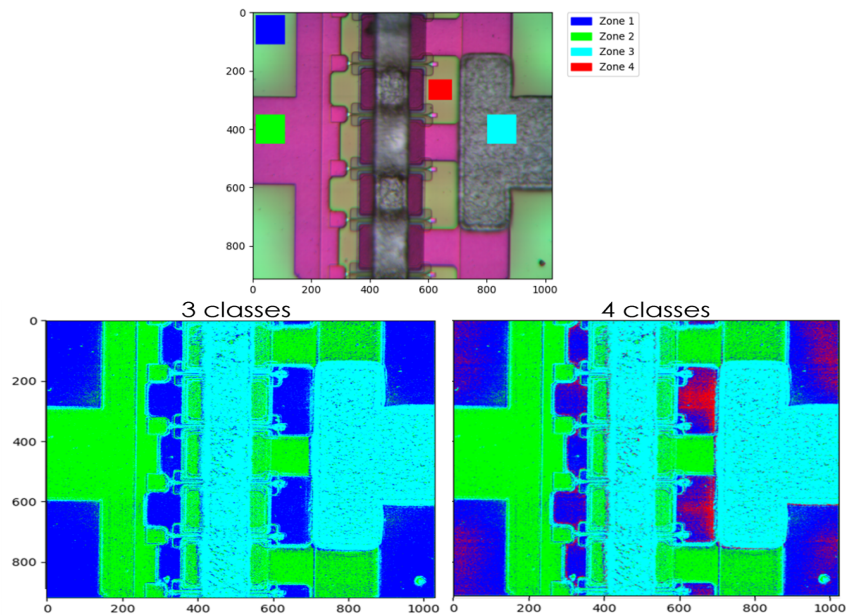


Figure 4. Segmentation en 3 et 4 classes.

recherche de 3 classes. La topologie des différents éléments du composant est préservée.

La recherche de 4 classes permet de voir apparaître une partie des pixels correspondant à la zone 4 (pixels rouges dans la segmentation à 4 classes), mais la détection complète des régions concernées n'est pas réussie. Une partie des pixels associés à la zone 4 est toujours confondu avec ceux associés à la zone 1. Ce résultat s'explique en partie par la similarité forte des 2 coefficients thermiques dissociés uniquement sur la bande à 840nm (Figure 22). Une autre partie de l'explication vient des inhomogénéités à proximité des bords des parties électroniques. Les ombres et diffusions viennent ajouter des variations bruyant la classification (pixels rouges en bordure du bleu).

Le travail à suivre permettra de filtrer ces variations et d'améliorer la discrimination à partir d'une approche hiérarchique de classification pour prendre en compte la proximité des zones 1 et 4.

5. Conclusion

Nous avons présenté une méthode d'analyse des distributions de spectres de coefficient thermique afin de caractériser les matériaux à partir d'acquisitions d'images de thermoréfectance. L'approche se base sur une classification dans l'espace des mesures de différences. Ces différences spectrales sont calculées entre les coefficients de thermoréfectance de chaque pixel et des spectres de référence. Nous montrons l'intérêt de l'approche pour l'analyse d'un composant électronique.

L'étape suivante dans ce travail est de terminer la phase de segmentation par une classification hiérarchique des pixels pour séparer les coefficients de réflectance de type nickel de ceux de type titane. Un raffinement spatial permettra ensuite de réduire le bruit avant de remonter à la mesure de la température en chaque pixel.

Références

- [1] A.Jakani et al., "Dual Approach for the characterization of the thermal impedance using 3omega and thermoreflectance methods," 2020 (INMMiC), 2020, pp. 1-3
- [2] P.E. Raad, P.L. Komarov and M.G. Burzo, "Thermoreflectance thermography for submicron temperature measurements", *Electronics cooling*, v14, Fev 2008.
- [3] D. Kendig, A. Tay, A. Shakouri, "Thermal imaging based on thermoreflectance addresses the challenges for thermal analysis of today's Advanced complex devices", 17th International Conference on Electronic Packaging Technology (ICEPT), doi 10.1109/ICEPT.2016.7583411, 2016.
- [4] G. Pavlidis, D. Kendig, L. Yates and S. Graham, "Improving the Transient Thermal Characterization of GaN HEMTs," *2018 17th IEEE ITherm*, 2018, pp. 208-213, doi: 10.1109/ITHERM.2018.8419649.
- [5] C. Happ, S. Greven, "Multivariate Functional Principal Component Analysis for Data Observed on Different (Dimensional) Domains", *J. of the American Statistical Association*, vol 113, n° 522, pp 649-659 , Fev 2018.
- [6] H. Deborah, N. Richard and J.Y Hardeberg, "A comprehensive evaluation of spectral distance functions and metrics for hyperspectral image processing", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing (JSTARS)*, Volume: 8, Issue: 6, pp 3224-3234, March 2015
- [7] N.Richard et al, "Pseudo-divergence and bidimensional histogram of spectral differences for hyperspectral image processing", *JIST*, vol 60, N°5, pp 050402.1 – 050402.13, 2016.