

Déconvolution d'images hyperspectrales de luminescence pour la caractérisation des cellules photovoltaïques

VINCENT LE GUEN¹, NICOLAS PAUL¹, DANIEL ORY^{1,2}, LAURENT LOMBEZ^{2,3}

¹ EDF R&D - 6 quai Watier, 78400 Chatou

² Institut de Recherche et Développement sur l'Énergie Photovoltaïque (IRDEP), UMR 7174 CNRS-EDF-Chimie ParisTech – 6 quai Watier, Chatou, France

³ Institut Photovoltaïque d'Ile-de-France (IPVF) – 8 rue de la Renaissance, 92160 Antony, France

vincent.le-guen@edf.fr, nicolas.paul@edf.fr, daniel.ory@edf.fr, laurent.lombes@chimie-paristech.fr

Résumé - Nous présentons ici une chaîne de traitement d'images hyperspectrales pour la caractérisation des cellules photovoltaïques. Tout d'abord, nous formulons le problème inverse à partir d'un modèle physique général. Nous proposons ensuite une déconvolution 3D par Variation Totale, et un prétraitement de stabilisation de variance du bruit poissonien par la transformée d'Anscombe. Enfin, nous illustrons l'apport de ces traitements sur des cellules de Cu(In,Ge)Se₂ et de GaAs.

Abstract - We present here a hyperspectral image processing chain for characterizing solar cells. First, we express the inverse problem from a general physical model. We propose then a Total Variation deconvolution algorithm, and a variance stabilization preprocessing for Poisson noise with the Anscombe transform. Finally, we illustrate the benefit of these algorithms on Cu(In,Ge)Se₂ and GaAs solar cells.

1 Introduction

L'énergie photovoltaïque est appelée à prendre une place importante dans notre futur mix énergétique. Pour augmenter sa compétitivité, l'objectif est d'en augmenter le rendement et de diminuer les coûts. Dans ce but, de nouvelles méthodes de caractérisation sont développées, à la fois pour approfondir la connaissance scientifique des phénomènes physiques en jeu dans les nouveaux concepts de cellules, mais aussi pour contrôler la qualité de fabrication industrielle. Un outil prometteur est l'exploitation des émissions de photoluminescence (PL) et d'électroluminescence (EL) des cellules solaires enregistrées par un imageur hyperspectral [1,2]. Ces images permettent d'estimer les paramètres thermodynamiques et opto-électroniques des cellules et leurs variations spatiales.

Notations utilisées dans l'article :

h : constante de Planck = $6.626 \cdot 10^{-34} \text{ m}^2 \cdot \text{kg} \cdot \text{s}^{-1}$

k : constante de Boltzmann = $1.38066 \cdot 10^{-23} \text{ J} \cdot \text{K}^{-1}$

c : vitesse de la lumière = $299792458 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$

eV : électron-Volt = $1.602 \cdot 10^{-19} \text{ J}$

T : température (Kelvin)

$\Delta\mu$: séparation des quasi-niveaux de Fermi (eV)

α_0 : force d'absorption (m^{-1})

d : somme des longueurs d'absorption et de diffusion (m)

E_G : bande interdite (*bandgap*) (eV)

γ : largeur de la densité d'état sous la bande interdite (eV)

θ : exposant de la densité d'état sous la bande interdite

2 Le modèle d'inversion

La loi de Planck, qui décrit l'émission d'un corps noir à une certaine température, a été généralisée par Kirchhoff à tout type de corps en prenant en compte son absorptivité à l'équilibre. Pour une situation hors

équilibre (comme c'est le cas pour une excitation optique (PL) ou électrique (EL)) le processus d'émission a été décrit par Lasher et Stern puis par Würfel [3] :

$$\varphi(E) = \frac{2\pi}{h^3 c^2} \frac{E^2 a(E)}{\exp\left(\frac{E - \Delta\mu}{kT}\right) - 1} \quad (1)$$

où $a(E)$ est la probabilité d'absorption (absorptivité) du flux incident à l'énergie E .

En première approximation, les paramètres T et $\Delta\mu$ peuvent être estimés en ajustant la pente de l'équation (1) aux fortes énergies en échelle logarithmique [1]. Mais cette méthode est remise en cause par la communauté [4] car elle s'avère peu précise et très sensible à la connaissance de l'absorptivité. Katahara et Hillhouse [4] ont décrit un modèle général d'absorptivité qui prend en compte les propriétés de la bande interdite:

$$a(E, \mathbf{p}) = 1 - \exp\left\{-\alpha_0 d G(E, \mathbf{p}) \left(1 - \frac{2}{\exp\left(\frac{E - \Delta\mu}{2kT}\right) + 1}\right)\right\} \quad (2)$$

avec $G(E, \mathbf{p})$ une fonction décrivant le coefficient d'absorption modélisée par la convolution de deux densités d'état (au-dessus et en-dessous de la bande interdite):

$G(E, \mathbf{p}) = g_{\text{sub-bandgap}}(E, \mathbf{p}) \otimes g_{\text{above-bandgap}}(E, \mathbf{p})$ qui sont respectivement modélisées par:

$$g_{\text{sub-bandgap}}(E, \mathbf{p}) = \exp\left\{-\left|\frac{E}{\gamma}\right|^\theta\right\}$$
$$g_{\text{above-bandgap}}(E, \mathbf{p}) = \begin{cases} \sqrt{E - E_G} & \text{si } E > E_G \\ 0 & \text{si } E < E_G \end{cases}$$

Notons $\varphi(E)$ le spectre de luminescence mesuré après calibration et $\varphi_{\text{model}}(E, \mathbf{p})$ le modèle de spectre de Katahara, avec $\mathbf{p} = (T, \Delta\mu, \alpha_0 d, E_G, \gamma, \theta)$ le vecteur des paramètres recherchés. L'estimation par moindres carrés des caractéristiques de la cellule consiste à chercher le vecteur \mathbf{p} qui minimise:

$$r(\mathbf{p}) = \sum_E (\varphi(E) - \varphi_{model}(E, \mathbf{p}))^2$$

Ce problème est non convexe et n'admet pas de solution analytique. Dans [4], l'algorithme de Levenberg-Marquardt est utilisé. Nous proposons ici de rajouter des bornes minimales et maximales sur les 6 paramètres pour converger vers une solution physiquement acceptable, et de minimiser ce problème d'optimisation sous contraintes par un algorithme de points intérieurs. Pour éviter les éventuels minima locaux de la fonctionnelle, l'algorithme est relancé plusieurs fois avec différentes initialisations aléatoires et le score final le plus faible est conservé.

3 Traitement des images hyperspectrales

3.1 Calibration des images

Les images sont acquises par un imageur hyperspectral de la société Photon Etc. (Figure 1).

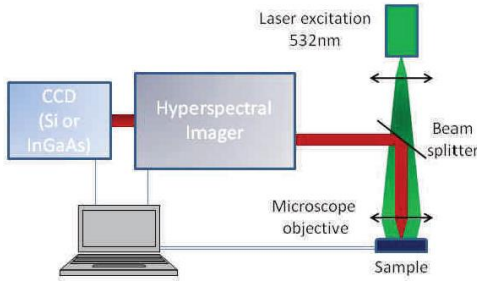


Figure 1 : principe de l'imageur hyperspectral

Le modèle de réponse de l'imageur proposé par Amaury Delamarre [1] est donné par:

$$N_{cellule}(\lambda, \mathbf{x}) = \text{réponse}(\lambda, \mathbf{x}) \varphi_{cellule}(\lambda, \mathbf{x}) + N_{\text{dark}, cellule}(\lambda, \mathbf{x})$$

avec $N(\lambda, \mathbf{x})$ le nombre de coups reçus à la longueur d'onde λ à la position \mathbf{x} , $\text{réponse}(\lambda, \mathbf{x})$ le gain du capteur, $\varphi(\lambda, \mathbf{x})$ le spectre de l'objet inspecté et N_{dark} la réponse du capteur en l'absence de toute excitation (bruit thermique, mesuré par ailleurs). Pour calibrer les images, on se sert d'une lampe halogène de référence dont le spectre φ_{lampe} est connu et homogène spatialement :

$$N_{lampe}(\lambda, \mathbf{x}) = \text{réponse}(\lambda, \mathbf{x}) \varphi_{lampe}(\lambda) + N_{\text{dark}, lampe}(\lambda, \mathbf{x})$$

Après soustraction du bruit thermique aux mesures de comptage $N_{cellule}$ et N_{lampe} , la réponse du capteur est estimée par :

$$\text{réponse}(\lambda, \mathbf{x}) = \frac{N_{lampe}(\lambda, \mathbf{x})}{\varphi_{lampe}(\lambda)}$$

Le flux de la cellule se calcule alors par :

$$\varphi_{cellule}(\lambda, \mathbf{x}) = \frac{N_{cellule}(\lambda, \mathbf{x})}{N_{lampe}(\lambda, \mathbf{x})} \varphi_{lampe}(\lambda) \quad (3)$$

La dernière étape de calibration absolue consiste à utiliser un laser couplé à une fibre optique pour convertir le nombre de coups reçus par l'imageur en un nombre de photons émis. Le volume hyperspectral calibré s'exprime en photons, par unité d'énergie, de temps et de surface.

3.2 Déconvolution 3D

L'imageur hyperspectral collecte de l'information dans les deux dimensions spatiales et la dimension spectrale de l'échantillon via la lentille du microscope, un spectrographe (réseau de diffraction de Bragg) et le capteur CCD. Des imperfections de ces éléments introduisent des distorsions, du bruit et un floutage des images [5]. Le modèle de formation d'images s'écrit :

$$y = Hf + b \quad (4)$$

où $f \in \mathbf{R}^{N_x \times N_y \times N_\lambda}$ est l'image 3D recherchée, y est l'image mesurée calibrée en absolu, H est un opérateur linéaire de convolution 3D qui modélise la réponse impulsionnelle de l'instrument et b est un bruit gaussien additif. Nous approximons la réponse impulsionnelle par un noyau de convolution gaussien séparable:

$$h(x, y, \lambda) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma_{xy}^2}\right) \exp\left(-\frac{\lambda^2}{2\sigma_\lambda^2}\right)$$

Les largeurs σ_{xy} et σ_λ sont respectivement choisies de telle sorte que la largeur à mi-hauteur de la gaussienne soit approximativement égale au diamètre du disque de diffraction d'Airy ($1.22\lambda/\text{ON}=0,35\mu\text{m}$ pour une excitation à 532nm et une Ouverture Numérique de 0,8) et à la résolution spectrale fournie par le constructeur (2nm).

Une approche classique de résolution consiste à minimiser un critère composé d'un terme d'attache aux données lié au modèle d'observation et d'un terme de régularisation renforçant certaines propriétés de l'objet recherché. Par exemple, Henrot expose un algorithme rapide de déconvolution 3D avec deux termes de régularisation quadratiques pour les domaines spatial et spectral [6].

Les caractéristiques des cellules PV peuvent présenter des discontinuités brusques (inhomogénéité du matériau, ruptures, présence de défauts). Nous utilisons pour cette raison une régularisation par Variation Totale (VT), qui a été introduite en traitement d'images par Rudin, Osher et Fatemi [7]. La VT pénalise les oscillations (comme le bruit ou les textures) et autorise des solutions constantes par morceaux avec des frontières nettes. Elle s'écrit dans le cadre discret, en notant ∇ le gradient standard par différences finies « en avant » d'ordre 1:

$$VT(f) = \sum_{x \in \text{Dom}(f)} \|\nabla f(x)\|$$

La forme variationnelle de la déconvolution est donc:

$$\min_f \frac{1}{2} \|y - Hf\|^2 + \beta VT(f)$$

avec β le facteur de compromis entre la fidélité aux données et le terme de régularisation. La minimisation d'un coût non différentiable comme la VT a fait l'objet d'une abondante littérature cette dernière décennie avec le développement des méthodes parcimonieuses ; citons par exemple l'algorithme des directions alternées [8] ou l'algorithme primal-dual de Chambolle et Pock [9]. Pour des raisons de temps de calcul sur de larges volumes, nous régularisons la norme L1, ce qui donne la pénalité « hyperbolique »: $VT_\varepsilon(f) = \sum_x \sqrt{\|\nabla f(x)\|^2 + \varepsilon^2}$.

Plus ε tend vers 0, plus on se rapproche de la norme L1 mais plus l'optimisation devient difficile. En pratique, une valeur de $\varepsilon=10^{-3}$ donne ici un bon compromis.

Ce problème d'optimisation régularisé peut ainsi être aisément résolu par un algorithme de descente de gradient. Sur un processeur Intel Core i7-4700 @ 2.40GHz avec Matlab, la déconvolution d'un volume de taille 100x100x200 prend environ 2min pour satisfaire un critère d'arrêt de 10^{-5} sur la variation relative du critère.

3.3 Stabilisation de variance

Dans les systèmes d'acquisition par transferts de charges, la formation de l'image se fait par comptage des photons incidents sur un photosite pendant une durée d'exposition. En raison de la nature quantique de la lumière, ce nombre de photons fluctue pour une même illumination et se modélise classiquement par un processus de Poisson inhomogène, qui se caractérise par une variance en chaque pixel égale à la moyenne du signal (le nombre de coups attendus) :

$$y \sim \text{Poisson}(Hf).$$

Le bruit de Poisson est donc dépendant du signal et hétérogène spatialement. Il s'agit d'un problème très fréquent pour de nombreuses applications, par exemple en astronomie ou en imagerie biomédicale. Certains algorithmes sont conçus spécifiquement pour traiter le bruit de Poisson, tels que celui de Richardson-Lucy [10] ou les approches exposées dans [11, 12].

Sinon on peut appliquer un prétraitement de stabilisation de variance, comme la transformation d'Anscombe [13] $z \rightarrow 2\sqrt{z + 3/8}$. Cela produit un signal dont le bruit est approximativement gaussien et de variance spatialement constante de valeur 1. On se ramène donc au cadre de formation d'images de l'équation (4) et on peut appliquer ensuite une grande variété d'algorithmes classiques destinés aux bruits additifs homoscedastiques [14,15].

Notre chaîne de traitement complète des images hyperspectrales se présente donc de cette manière :

- Appliquer la transformée d'Anscombe directe aux mesures de comptage N_{cellule} et N_{lampe} ,
- Déconvoluer ces deux volumes par Variation Totale,
- Appliquer la transformée d'Anscombe inverse,
- Calculer le flux φ_{cellule} avec l'équation (3) puis le calibrer en absolu,
- Inverser l'équation (1) pour caractériser la cellule.

4 Résultats expérimentaux

Nous analysons une microcellule CIGS (technologie émergente de cellule à couches minces avec un absorbeur à base de $\text{Cu}(\text{In},\text{Ge})\text{Se}_2$) de diamètre 30 μm en PL et en EL. Ce matériau est fortement inhomogène tout en présentant des rendements élevés, ses mécanismes de fonctionnement restent encore assez méconnus. Nous réalisons une inversion de tous les spectres du volume hyperspectral de taille 66x66x201. Un exemple du modèle ajusté $\hat{\varphi}$ (courbe rouge) sur un spectre φ (courbe bleue) est présenté sur la Figure 2 ainsi que les

paramètres estimés à cette position.

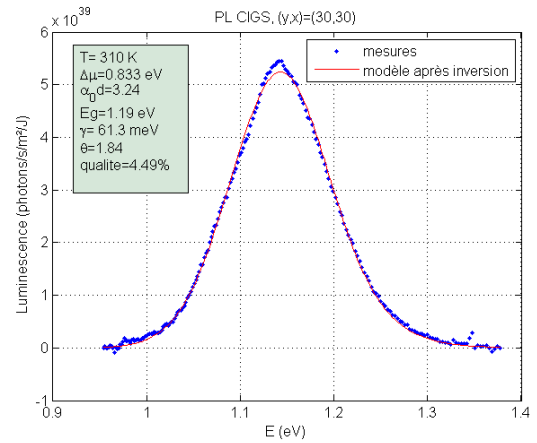


Figure 2: Inversion d'un spectre particulier de la cellule CIGS

Nous évaluons dans le Tableau 1 les performances d'inversion à l'aide du RMSE relatif entre les spectres observés φ et ceux reconstruits par le modèle théorique $\hat{\varphi}$: $RMSE = \sqrt{\langle (\varphi - \hat{\varphi})^2 \rangle} / \langle \varphi^2 \rangle$.

Tableau 1: RMSE moyens sur la cellule CIGS brute, avec déconvolution ($\sigma_{xy}=0.58\mu\text{m}$, $\sigma_\lambda=2\text{nm}$, $\lambda=0,05$) et Anscombe

	Brut	Déconvolution	Anscombe+déconvolution
PL	6.38 %	5.89 %	5.54 %
EL	6.83 %	6.27 %	6.16 %

Nous constatons qu'aussi bien en PL qu'en EL, la déconvolution permet de diminuer l'erreur de reconstruction moyenne, et le gain est plus important encore avec la stabilisation de variance.

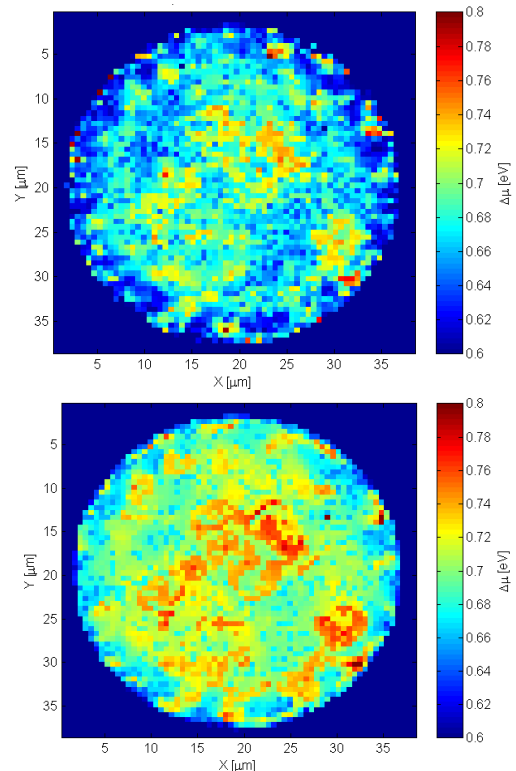


Figure 3: carte des $\Delta\mu$ estimés sur la cellule CIGS pour le volume brut (haut), celui avec Anscombe et déconvolution (bas)

La cartographie en PL de la séparation des quasi-

niveaux de Fermi est présentée sur la Figure 3. Nous observons qu'après déconvolution et Anscombe, la cohérence spatiale des $\Delta\mu$ est renforcée, la structure granulaire est mieux définie avec des valeurs maximales plus élevées.

Nous explorons ensuite l'apport de la déconvolution sur l'incertitude sur les paramètres estimés. Nous avons inversé un spectre particulier d'une cellule GaAs en imposant successivement des valeurs fixes pour le paramètre E_G (Figure 4). Nous observons que les 3 courbes présentent un RMSE minimum autour de 1,42 eV (conforme à la théorie pour ce type de matériau). La qualité de reconstruction est améliorée avec déconvolution (2% de gain) et encore plus avec Anscombe (7% de gain). Et surtout les pentes de la courbe autour du minimum sont plus fortes avec déconvolution et Anscombe, ce qui signifie que l'ambiguïté de détermination sur le paramètre E_G est réduite.

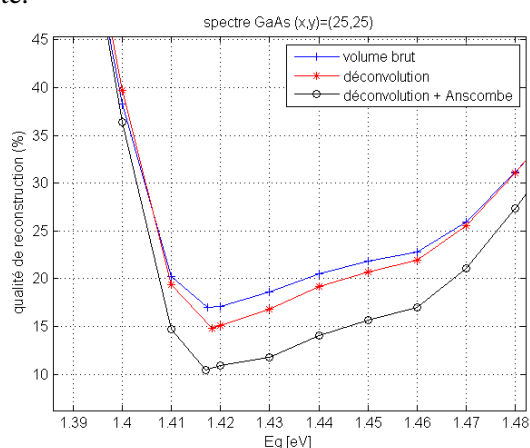


Figure 4: Qualité de reconstruction d'un spectre en fonction de la valeur de E_G

Ce gain sur l'estimation des paramètres est particulièrement crucial quand il s'agit de formuler des hypothèses et d'inférer des relations physiques entre paramètres à partir de ces observations. Sur la Figure 5, le nuage de points entre $E_G - \Delta\mu$ et γ (deux paramètres soupçonnés d'être liés avec la présence de défauts) est représenté. La relation qui semble se dessiner est plus marquée après Anscombe et déconvolution avec une plus faible dispersion des valeurs. Cela permet un diagnostic plus fin des corrélations entre paramètres de la cellule.

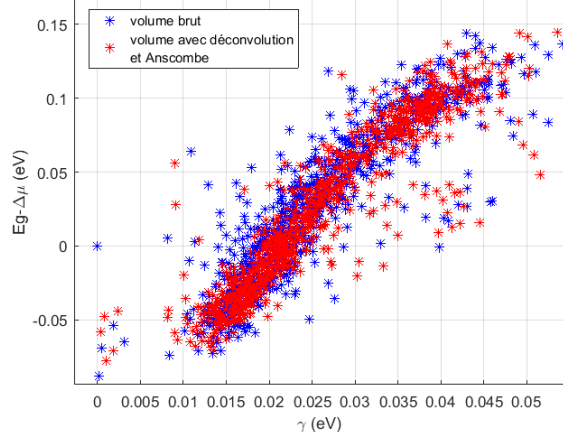


Figure 5: nuage de points entre $E_G - \Delta\mu$ et γ

5 Conclusion

Pour la caractérisation des cellules PV par imagerie hyperspectrale, nous avons montré qu'une méthodologie de traitement d'images permet de diminuer grandement l'ambiguïté sur l'estimation des paramètres: d'une part via une déconvolution 3D qui prend en compte le voisinage spatial et spectral; d'autre part, via un prétraitement adapté à la statistique du bruit poissonnien.

Références

- [1] A. Delamarre, L. Lombez, and J. F. Guillemoles, *Characterization of solar cells using electroluminescence and photoluminescence hyperspectral images*, Journal of Photonics for Energy, 2(1), 027004-1 (2012).
- [2] G. El-Hajje, D. Ory, J.F. Guillemoles and L. Lombez, *On the origin of the spatial inhomogeneity of photoluminescence in thin-film CIGS solar devices*, Applied Physics Letters, 109(2), 022104 (2016).
- [3] P. Würfel, *Physics of solar cells: from principles to new concepts*, John Wiley & Sons (2008).
- [4] J.K. Katahara and H.W. Hillhouse, *Quasi-Fermi level splitting and sub-bandgap absorptivity from semiconductor photoluminescence*, Journal of Applied Physics, 116(17), 173504 (2014).
- [5] J. B. Pawley and B. R. Masters, *Handbook of biological confocal microscopy*, Optical Engineering, 35(9), 2765-2766 (1996).
- [6] S. Henrot, C. Soussen and D. Brie, *Fast positive deconvolution of hyperspectral images*, IEEE Transactions on Image Processing, 22(2), 828-833 (2013).
- [7] L. I. Rudin, S. Osher and E. Fatemi, *Nonlinear total variation based noise removal algorithms*, Physica D: Nonlinear Phenomena, 60(1-4), 259-268 (1992).
- [8] M. Tao, J. Yang and B. He, *Alternating direction algorithms for total variation deconvolution in image reconstruction*, TR0918, Department of Mathematics, Nanjing University (2009).
- [9] A. Chambolle and T. Pock, *A first-order primal-dual algorithm for convex problems with applications to imaging*, Journal of Mathematical Imaging and Vision, 40(1), 120-145 (2011).
- [10] W. H. Richardson, *Bayesian-based iterative method of image restoration*, JOSA, 62(1), 55-59 (1972).
- [11] S. Tao, W. Dong, Z. Xu and Z. Tang, *Fast total variation deconvolution for blurred image contaminated by Poisson noise*, Journal of Visual Communication and Image Representation, 38, 582-594 (2016).
- [12] J. Li, F. Luisier and T. Blu, *Deconvolution of poissonian images with the PURE-LET approach*, IEEE International Conference on Image Processing 2016 (ICIP) (pp. 2708-2712) (2016).
- [13] F. J. Anscombe, *The transformation of Poisson, binomial and negative-binomial data*, Biometrika, 35(3/4), 246-254 (1948).
- [14] B. Zhang, J.M. Fadili and J.L. Starck, *Wavelets, ridgelets, and curvelets for Poisson noise removal*, IEEE Transactions on Image Processing, 17(7), 1093-1108 (2008).
- [15] L. Azzari and A. Foi, *Variance stabilization for noisy+estimate combination in iterative Poisson denoising*, IEEE Signal Processing Letters, 23(8), 1086-1090 (2016).