



HAL
open science

Segmentation/deconvolution statistique d'images du bois de vigne par champs de Markov triplets

Sonia Ouali, Jean-Baptiste Courbot, Romain Pierron, Olivier Haeberlé

► **To cite this version:**

Sonia Ouali, Jean-Baptiste Courbot, Romain Pierron, Olivier Haeberlé. Segmentation/deconvolution statistique d'images du bois de vigne par champs de Markov triplets. Congrès National de la Recherche des IUT, Université de Haute-Alsace (UHA) Mulhouse - Colmar [Université de Haute-Alsace (UHA)], Mar 2024, Mulhouse, France. hal-04619754

HAL Id: hal-04619754

<https://hal.science/hal-04619754v1>

Submitted on 21 Jun 2024

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.

Segmentation/deconvolution statistique d'images du bois de vigne par champs de Markov triplets

Sonia Ouali¹ Jean-Baptiste Courbot¹ Romain Pierron² Olivier Haeberlé¹

sonia.ouali@uha.fr jean-baptiste.courbot@uha.fr romain.pierron@uha.fr olivier.haeberle@uha.fr

¹ Institut de Recherche en Informatique, Mathématiques, Automatique et Signal, IRIMAS UR 7499
Université de Haute-Alsace, IUT de Mulhouse, 61 rue Albert Camus 68093 Mulhouse Cedex

² Laboratoire Vigne Biotechnologies et Environnement, LVBE UR 3991
Université de Haute-Alsace, Campus Biopôle, 33 rue de Herrlisheim, 68008 Colmar Cedex

THÈMES – *Imagerie*

RÉSUMÉ – *Pour ce travail, nous nous intéressons au problème de la segmentation d'images en présence de flou variable, avec une approche basée sur une méthode appelée les champs de Markov triplet. Cette méthode prend en compte, lors de la segmentation, les particularités d'une image telles que le bruit, le flou et la texture. Nous présentons une méthode de champs de Markov triplet non supervisée, qui traite conjointement le problème de la segmentation d'images de bois de vigne atteint d'esca, et celui de l'estimation de la profondeur du pathogène dans le bois. Les images sont acquises avec un microscope de fluorescence, dont la fonction d'étalement du point est supposée connue. En plus de l'estimation des cartes de profondeur, nous estimons également les paramètres du modèle. Nous comparons notre méthode de champs de Markov triplet à d'autres modèles de Markov sur des images simulées, et à une méthode non supervisée de l'état de l'art sur des images réelles de microscopie à fluorescence. Notre méthode offre des résultats améliorés, notamment lorsque le flou est important.*

MOTS-CLÉS – *Segmentation statistique, deconvolution, champs de Markov, microscopie de fluorescence.*

1 Introduction

L'esca est une maladie du bois de la vigne qui provoque le dépérissement des ceps. Elle représente un enjeu très important pour la filière viticole : pertes de production importantes (les ceps étant à terme purement et simplement condamnés), et nécessité d'arrachage préventif et de replantation pour lutter contre sa diffusion. Il n'existe pas à l'heure actuelle de traitement préventif ou curatif réellement efficace. Pour lutter contre cette maladie, il est important de comprendre le comportement des agents pathogènes responsables [1]. Pour ce faire, l'équipe du LVBE inocule des vignes avec du pathogène susceptible de causer l'esca. Après culture de pieds de vigne selon des pas de temps prédéfinis, des coupes de bois sont réalisées et traitées avec un colorant (WGA FITC) qui permet de rendre le pathogène fluorescent. Ces coupes sont ensuite observées au microscope de fluorescence.

Nous nous intéressons au problème de quantifier l'invasion du bois par le pathogène à partir d'images obtenues en microscopie de fluorescence. Le pathogène est rendu fluorescent par coloration, et est de nature filiforme, mais le fond de l'image (le bois) est lui aussi très texturé, et autofluorescent, c'est à dire qu'il émet une fluorescence similaire à celle du pathogène, alors qu'il n'a pas été traité avec le colorant. Ceci rend la distinction du bois et du pathogène difficile. Les images présentent aussi des zones de flou dit de défocalisation, c'est à dire que le champignon observé n'est pas situé dans le plan focal du microscope (la mise au point de l'image n'est pas optimale, à cause de l'épaisseur de la coupe), et il est donc vu défocalisé. Ce flou est partiellement connu, car la fonction d'étalement du point (ou Point Spread Function (PSF) en anglais), caractérisant l'instrument utilisé, est supposée connue. Cette PSF décrit comment un système d'imagerie voit un objet ponctuel : en fait, l'image d'un point unique n'est pas un point, mais une tache présentant un flou. A l'échelle microscopique, un objet composé de nombreux points distincts apparaît donc comme une image composée d'un ensemble de tâches plus ou moins floues. La qualité des images est ainsi fortement dégradée, et cela fausse les estimations de taille des spécimens observés. De plus, comme nous n'avons aucune garantie que le pathogène soit présent exclusivement dans le plan focal, la profondeur à laquelle il se situe effectivement devra donc être aussi estimée.

Le problème à traiter est donc double. Il faut restaurer l'image (déconvolution), pour diminuer le flou, et améliorer la résolution, pour obtenir des mesures précises. Ce problème est rendu d'autant plus difficile que, à cette échelle, la PSF peut varier dans l'image, ce qui amène à une déconvolution dite non-stationnaire, par opposition aux déconvolution avec une PSF constante, qui sont plus faciles à traiter. De plus, il faut traiter conjointement le problème de déconvolution pour améliorer l'image, et celui de la segmentation pour séparer le pathogène et le bois.

De nombreuses techniques existent dans ce cadre. Dans [2] [3], les auteurs proposent une méthode de déconvolution segmentation par champs de Markov à PSF spatialement invariante, ce qui ne convient pas à notre cas d'application. Les auteurs dans [4] [5] ont par contre considéré que la PSF peut-être spatialement variante, ce qui est plus réaliste sur les images de microscopie. Par contre, ces travaux ne prennent pas en considération certaines autres particularités de nos images de microscopie de fluorescence. Dans ce travail, nous recherchons donc à retrouver du champignon *fluorescent* de texture *filamentaire* sur un fond très *texturé*, et présentant aussi de *l'autofluorescence*.

2 Méthodologie

On considère donc une image \mathbf{y} observée au microscope de fluorescence. Le modèle de formation d'image est connu, et cette observation \mathbf{y} est le résultat d'une convolution entre le spécimen observé \mathbf{z} appelé champ latent car il est inconnu, avec la PSF du microscope \mathbf{H} . Cette PSF 3D étant elle-même variable selon la région de l'image considérée, nous la paramétrons par un second champ inconnu \mathbf{v} (cf figure 2) pour avoir le modèle suivant :

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}(\mathbf{v})\mathbf{z} + \mathbf{b}, \quad (1)$$

Comme \mathbf{y} est une image couleur, les inconnues sont donc pour chaque pixel de l'image, les valeurs d'intensité pour chaque couleur considérée. De plus, les images sont contaminées par un bruit \mathbf{b} présent dans l'image, qui affecte la valeur réelle des intensités de chaque pixel. On considère ici un bruit gaussien indépendant.

Le problème consiste donc à retrouver \mathbf{z} , connaissant \mathbf{y} , qui est l'image mesurée sur la caméra, et en inversant l'opérateur de convolution (opération dite de déconvolution), alors que \mathbf{H} est partiellement connue seulement, et que le bruit \mathbf{b} doit être estimé à partir de l'image elle-même.

Pour traiter efficacement nos images, en tenant compte de leurs spécificités, nous avons donc décidé de représenter l'objet inconnu \mathbf{z} à l'aide d'une réalisation d'un champ de Markov \mathbf{x} : un champ de Markov est en fait un ensemble de variables aléatoires vérifiant une propriété dite de Markov. Dans le cas où ces variables sont les pixels de l'image, Markov déclare que la valeur d'un pixel dans l'image dépend uniquement des valeurs des pixels l'avoisinant. Ceci signifie par exemple, que pour reconstruire la valeur exacte (et inconnue) d'un pixel de l'objet \mathbf{z} , on aura à considérer que la valeur (connue) de son pixel dans l'image \mathbf{y} , ainsi que celles (connues) des pixels immédiatement voisins, et non des pixels loin du point considéré.

Les détails sur les différentes méthodes et algorithmes utilisées pour l'implémentations du modèle de champs de Markov triplet peuvent être retrouvés dans [6].

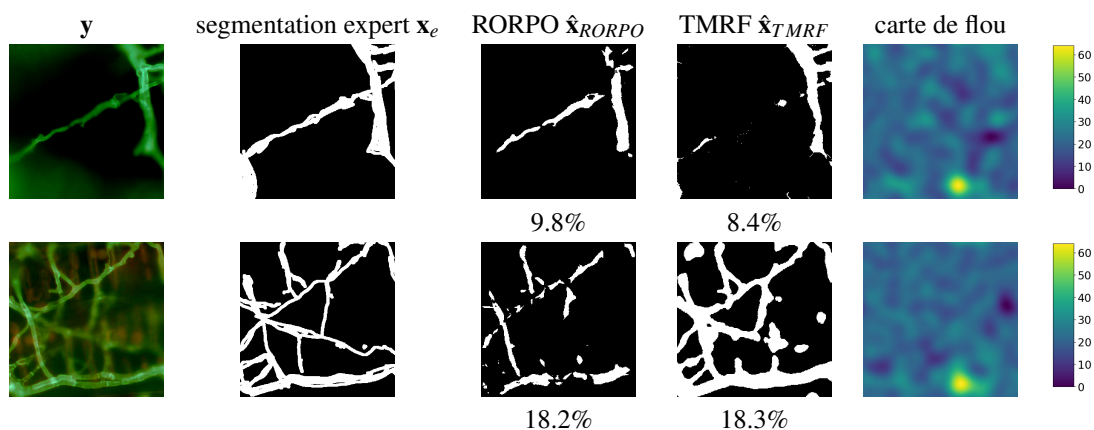


FIGURE 1 – Segmentations d’images du bois de vigne en microscopie de fluorescence avec les cartes de flou associées.

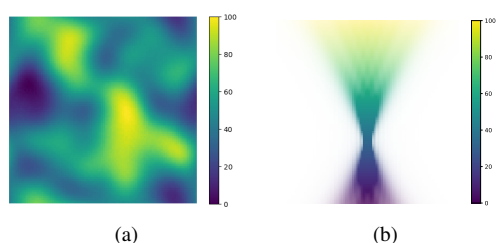


FIGURE 2 – Champ gaussien utilisé pour représenter le flou. Chaque couleur correspond à une région touchée avec la partie de la PSF possédant la même couleur.

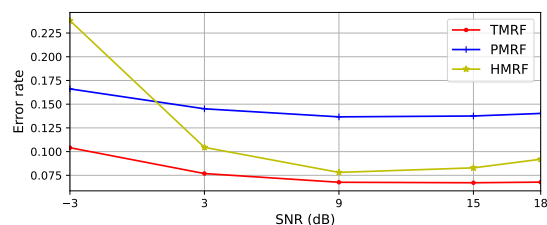


FIGURE 3 – Résultats de comparaison du modèle de champs de Markov triplets aux modèles couplés et cachés sur images de synthèse. Chaque point correspond à la moyenne de 100 réalisations différentes.

3 Résultats et Conclusion

Nous avons, à l’aide d’images simulées, comparé notre modèle de champs de Markov triplet (TMRF) aux modèle de Markov couple (PMRF), qui considère le flou comme invariant, et de Markov caché (HMRF), qui ne tient pas compte du flou. La Figure 3 montre que le modèle TMRF surpasse ses homologues. Nous avons ensuite comparé sur des images réelles notre modèle avec la méthodes RORPO [7]. La Figure 1 montre que notre modèle surpasse cette méthode de l’état de l’art, retrouvant plus de pathogène, particulièrement dans les zones où le flou est présent.

Nous avons donc proposé un modèle de champs de Markov triplet traitant les problèmes de segmentation et de déconvolution non stationnaire d’images de bois de vigne contaminé à l’esca. Les résultats obtenus sur images simulées puis réelles montrent que notre modèle est pertinent pour ce problème, et plus efficace que ses homologues en champs de Markov caché et couple.

Références

[1] R. Pierron et al., *Deciphering the niches of colonisation of vitis vinifera l. by the esca-associated*

fungus phaeoacremonium aleophilum using a GFP marked strain and cutting systems, PLoS One, 10(6) :e0126851, 2015.

[2] M. Mignotte, *A segmentation-based regularization term for image deconvolution*, IEEE Transactions on Image Processing, 15(7) :1973–1984, 2006.

[3] J.-B. Courbot et al., *Pairwise and hidden Markov random fields in image segmentation*, In 2020 28th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), pages 2458–2462, 2021.

[4] C. Preza et al., *Depth-variant maximum-likelihood restoration for three-dimensional fluorescence microscopy*, JOSA A, 21(9) :1593–1601, 2004.

[5] S. Ben Hadj et al., *Restauration d’image dégradée par un flou spatialement variant*, In GRETSI, 2011.

[6] S. Ouali et al., *Segmentation statistique d’images du bois de vigne par champs de Markov triplets* In Actes du 28e colloque GRETSI, Nancy, France.

[7] O. Merveille et al., *2D filtering of curvilinear structures by ranking the orientation responses of path operators (RORPO)*, Image Processing On Line 7 246–261, 2017.