

# fiche de lecture: Image Reconstruction in Light-Sheet Microscopy

nael klein

December 2025

## 1 Informations générales

### 1.1 Titre

Image Reconstruction in Light-Sheet Microscopy: Spatially Varying Deconvolution and Mixed Noise

### 1.2 Auteurs

(Empiriquement d'après le PDF — noms présents sur la page titre)

### 1.3 Année

Document non daté explicitement, probablement entre 2014 et 2016 (light-sheet early optimization period)

### 1.4 Source / DOI / PDF

PDF : Image\_Reconstruction\_in\_Light-Sheet\_Microscopy\_Spa.pdf

## 2 Résumé de l'article

Cet article présente une méthode avancée de restauration d'images pour la microscopie light-sheet, fondée sur deux éléments clés : (1) une déconvolution prenant en compte une PSF spatialement variable, (2) un modèle de bruit mixte (Poisson + Gaussien) réaliste pour les acquisitions biologiques.

Le cœur du travail est d'intégrer ces deux aspects dans un schéma d'optimisation cohérent, capable de traiter les volumes 3D fortement anisotropes et bruités typiques de la microscopie light-sheet. Les auteurs analysent l'effet des variations de PSF dans tout le volume et démontrent que la déconvolution classique (PSF globale + bruit gaussien) est insuffisante. Ils proposent un modèle inverse plus fidèle, couplé à une approximation du bruit adaptée aux faibles niveaux de photons.

### 3 Objectifs

- Proposer un modèle de bruit réaliste tenant compte à la fois du bruit Poisson (nombre de photons) et du bruit Gaussien (readout).
- Introduire une déconvolution 3D avec PSF spatialement variable, mieux adaptée aux variations optiques de la light-sheet.
- Restaurer des volumes 3D anisotropes pour améliorer segmentation, tracking et visualisation.
- Montrer l'impact réel de la prise en compte du bruit mixte sur les détails cellulaires restaurés.

### 4 Méthodologie

#### 4.1 1. Modélisation du bruit

Le modèle combine :

$$I = (H * S) + n_G + n_P$$

où :

- $H$  est l'image réelle,
- $S$  une PSF qui varie spatialement selon  $z$  et parfois selon  $x, y$ ,
- $n_G$  du bruit gaussien (readout, caméra),
- $n_P$  du bruit poissonien (photons).

Cette combinaison est plus fidèle que les approximations simples utilisées par Richardson–Lucy ou les modèles purement Poisson.

#### 4.2 2. PSF spatialement variable

L'article montre (Fig. représentées dans le PDF) que la PSF devient plus large et asymétrique lorsqu'on s'éloigne du plan focal. Il est donc nécessaire de :

- estimer la PSF en plusieurs points du volume (mesures de beads),
- interpoler la PSF pour chaque position dans le volume,
- utiliser la PSF locale dans l'étape de déconvolution.

#### 4.3 3. Déconvolution régularisée

Les auteurs utilisent une formulation variationnelle combinant :

- un terme de fidélité adapté au bruit mixte,
- une régularisation TV (Total Variation) ou hyper-Laplacienne,
- une optimisation itérative permettant d'intégrer la PSF locale.

## 4.4 4. Résolution numérique

Le volume est découpé en sous-blocs où la PSF est approximativement constante, et un schéma de convolution locale est appliqué. Des algorithmes de type gradient proximal / optimisation convexe sont utilisés pour minimiser la fonctionnelle globale.

## 5 Résultats principaux

- Forte amélioration de la netteté comparée à une déconvolution Poisson classique (RL).
- Correction significative des artefacts dus à l'anisotropie optique.
- Restauration plus réaliste des structures membranaires et nucléaires.
- Robustesse accrue aux faibles niveaux de signal (photon budget réduit).
- Impact démontré sur la segmentation 3D : contours plus nets, surfaces mieux définies.

## 6 Forces

- Modèle physique plus complet : PSF variable + bruit mixte.
- Approche compatible avec les systèmes SPIM/LSFM modernes.
- Restauration structurelle de haute qualité pour les volumes 3D.
- Approche théorique rigoureuse et méthodologie reproductible.

## 7 Faiblesses / limites

- Coût de calcul important (PSF locale + optimisation complexe).
- Nécessite une estimation fiable de la PSF en plusieurs points.
- Sensible aux erreurs de calibration ou d'enregistrement multivue.
- Implémentation plus lourde que RL ou BM3D.

## 8 Pertinence pour le challenge Fuse My Cells

Cet article est directement utile pour le challenge *Fuse My Cells*, notamment pour les raisons suivantes :

- Le challenge traite d'images 3D fortement anisotropes avec un bruit important : ce modèle explique comment cette dégradation naît physiquement.

- La prise en compte d'une PSF spatialement variable est essentielle pour comprendre pourquoi une seule vue LSFM contient un flou très différent selon la profondeur. Cela motive clairement l'usage d'un réseau global + extraction patch locale (pipeline que j'utilise).
- Le modèle de bruit mixte est cohérent avec ce que l'on observe dans les volumes du challenge : bruit photonique + bruit caméra.
- La restauration améliorant la netteté des membranes et noyaux entraîne mécaniquement une amélioration du N-SSIM et du N-IOU.
- Enfin, ces méthodes classiques donnent un cadre théorique solide pour comparer les approches modernes basées deep learning et justifier notre choix de méthodes hybrides.

## 9 Notions importantes

- PSF spatialement variable dans un volume 3D
- Modèle de bruit mixte (Poisson + Gaussien)
- Déconvolution variationnelle 3D
- Light-sheet microscopy / anisotropie optique
- Restauration structurelle des membranes et noyaux

## 10 Référence BibTeX

```
@misc{LightSheetReconstruction,
  title={Image Reconstruction in Light-Sheet Microscopy:
        Spatially Varying Deconvolution and Mixed Noise},
  author={Unknown (PDF provided)},
  year={Unknown},
  note={Internal document, light-sheet deconvolution}
}
```