

# fiche de lecture: Airy beam light sheet microscopy

nael klein

December 2025

## 1 Informations générales

### 1.1 Titre

Airy beam light sheet microscopy boosted by deep learning deconvolution

### 1.2 Auteurs

Anne Stockhausen, Juan Eduardo Rodriguez-Gatica, Jens Schweihoff, Martin Karl Schwarz, Ulrich Kubitscheck

### 1.3 Année

2023 — Optics Express, Vol. 31, No. 6

### 1.4 Source / DOI / PDF

PDF : oe-31-6-10918.pdf DOI : 10.1364/OE.485699

## 2 Résumé de l'article

Cet article présente une combinaison d'imagerie Airy beam light-sheet (LSFM) et de déconvolution par deep learning pour améliorer la qualité d'image sur de grands volumes biologiques.

Les Airy beams offrent un champ de vision (FOV) jusqu'à neuf fois plus grand qu'un faisceau Gaussien — mais leurs lobes latéraux dégradent fortement le contraste. Pour corriger ces artefacts, les auteurs entraînent un Pix2Pix GAN à partir d'images haute résolution obtenues en illumination Gaussienne (GT) et d'images Airy upscalées (entrée). Le modèle génère des images Airy déconvolues sans aucune connaissance de la PSF du système, tout en surpassant nettement la déconvolution Richardson–Lucy (RL). L'ensemble permet d'imager de larges volumes trois fois plus rapidement qu'avec un LSFM Gaussien.

### 3 Objectifs

- Étendre le champ de vision de la LSFM grâce aux Airy beams tout en compensant leurs lobes latéraux.
- Concevoir une déconvolution deep learning ne nécessitant aucune PSF.
- Améliorer contraste, résolution et homogénéité des données Airy.
- Accélérer drastiquement l'acquisition + post-traitement de grands volumes de tissu (cérébral notamment).

### 4 Méthodologie

#### 4.1 1. Théorie Airy beam et simulation (p. 3–4)

L'Airy beam est généré via la solution dispersive de l'équation paraxiale :

$$\phi(s, \xi) = \text{Ai} \left( s - \frac{\xi^2}{4} + i\alpha\xi \right) \exp(\dots)$$

(Fig. 1a–d) Cette solution présente :

- des lobes latéraux,
- un profil quasi invariant sur 660  $\mu\text{m}$  (Fig. 3f),
- une courbure caractéristique à 45° (Fig. 1c).

#### 4.2 2. Montage optique bi-mode Airy/Gauss (Fig. 2)

Deux bras d'illumination permettent :

- Airy beam généré par SLM + phase pattern (Fig. 1e),
- Gaussian beam pour obtenir un ground truth haute qualité.

Champ de vision :

- Gauss :  $(220 \mu\text{m})^2$
- Airy :  $(660 \mu\text{m})^2$

#### 4.3 3. Mesures FOV, résolution, contraste (Table 1)

Beads 200 nm → FWHM après correction :

- Gauss : latéral  $0.39 \mu\text{m}$ , axial  $1.3 \mu\text{m}$
- Airy : latéral  $0.54 \mu\text{m}$ , axial  $1.8 \mu\text{m}$

Contraste Weber moyen :

- Gauss :  $255 \pm 3$
- Airy :  $147 \pm 4$

#### 4.4 4. Deep Learning : Pix2Pix GAN (Fig. 4)

Pipeline :

1. Upscaling bicubique des images Airy (OpenCV).
2. U-Net générateur : convolutions, BatchNorm, ReLU, skip connections.
3. Discriminateur PatchGAN : distingue Airy→HR vs véritables Gauss-HR.
4. Loss = adversarial + L1 (préservation de contenu).

Entraînement :

- 7376 images, 50k itérations, 2 jours sur RTX 5000.
- Entraînement séparé sur projections xy et yz (rotation/transposition).

#### 4.5 5. Données expérimentales

- Souris expansées (Mb1, Mb2), 1–1.5× expansion.
- Trois couleurs : Hoechst, EGFP, mTurquoise / tdTomato / YFP.
- Acquisition Airy = 500–900 images/stack, 1 TB pour Mb1.

### 5 Résultats principaux

#### 5.1 1. Comparaison Airy / RL / DL (Fig. 5, Table 2)

MSE ( $\downarrow$ ) :

$$\text{Airy} = 60, \text{RL} = 109, \text{DL} = 21$$

SSIM ( $\uparrow$ ) :

$$\text{Airy} = 0.64, \text{RL} = 0.57, \text{DL} = 0.85$$

Contraste Weber ( $\uparrow$ ) :

$$\text{Airy} = 39, \text{RL} = 90, \text{DL} = 97$$

La DL dépasse HL, Pi RL, et se rapproche des données Gauss.

#### 5.2 2. Amélioration visuelle (Fig. 5b–i)

- Lobes latéraux supprimés,
- Fond assombri (moins de haze),
- Structures fines (dendrites, noyaux) restaurées.

### 5.3 3. Traitement et vitesse (Fig. 7)

Volume  $(600 \mu\text{m})^3$  :

- Airy + DL = **17 h total**
- Gauss = 48 h
- Airy + RL =  $20\times$  plus lent que DL

## 6 Forces

- Aucun besoin de connaître la PSF.
- FOV Airy  $\times 9$  plus grand  $\rightarrow$  acquisition  $3\times$  plus rapide.
- Contraste et SSIM supérieurs à RL.
- Modèle généralisable sur échantillons non vus.
- Déconvolution + super-résolution (upsampling) en un seul modèle.

## 7 Faiblesses / limites

- Dépend de la qualité des données Gauss pour l'entraînement.
- Réduction partielle de la résolution (due au magnification  $20\times$  Airy).
- Risque d'apprentissage d'artefacts si les données Gauss contiennent du bruit systématique.
- Architecture 2D : pas de prise en compte volumique native.

## 8 Pertinence pour le challenge Fuse My Cells

Cet article est très pertinent pour mon travail dans *Fuse My Cells* :

- Le challenge vise à produire une image 3D multivue-like haute qualité à partir d'une seule vue dégradée : ici, un réseau apprend à transformer une acquisition Airy (bruitee, anisotrope) en version haute qualité sans connaître la PSF.
- L'approche combine **upsampling + débruitage + déconvolution**, ce qui correspond exactement au pipeline du challenge (global model  $\rightarrow$  patch model).
- L'amélioration du contraste et de la structure fine (dendrites, membranes, noyaux) a un impact direct sur N-SSIM et N-IOU.

- La gestion du FOV large et du bruit spatialement variable est analogue aux conditions de Fuse My Cells.
- Le modèle démontre qu'un réseau peut implicitement apprendre une transformation correctrice sans ground truth parfait — une idée clé pour la reconstruction 3D du challenge.

## 9 Notions importantes

- Airy beam LSFM (FOV large, lobes latéraux)
- Deep learning deconvolution (Pix2Pix GAN)
- Upscaling bicubique + GAN
- MSE/SSIM/Contraste Weber
- Comparaison RL / DL
- Acquisition volumique grand champ rapide

## 10 Référence BibTeX

```
@article{Stockhausen2023AiryDL,
  title={Airy beam light sheet microscopy boosted by
         deep learning deconvolution},
  author={Stockhausen, A. and Rodriguez-Gatica, J. E. and
         Schweihoff, J. and Schwarz, M. K. and Kubitscheck, U.},
  journal={Optics Express},
  volume={31},
  number={6},
  pages={10918--10935},
  year={2023},
  doi={10.1364/OE.485699}
}
```