

# fiche de lecture: 3-D Image-to-Image Fusion in Lightsheet Microscopy by Two-Step Adversarial Network

nael klein

December 2025

## 1 Informations générales

### 1.1 Titre

3-D Image-to-Image Fusion in Lightsheet Microscopy by Two-Step Adversarial  
Network:  
Contribution to the FuseMyCells Challenge

### 1.2 Auteurs

Marek Wodzinski, Henning Müller

### 1.3 Année

2025 — IEEE ISBI 2025

### 1.4 Source / DOI / PDF

PDF : contribution FuseMyCells

## 2 Résumé de l'article

Cet article présente une méthode de **fusion 3D image-à-image** pour reconstruire, à partir d'une seule vue LSFM, une image équivalente à une **fusion multivue** de référence. Ce travail constitue une contribution officielle au **défi FuseMyCells** organisé dans le cadre de la conférence **ISBI 2025**.

La méthode repose sur une **architecture en deux étapes** permettant de concilier :

- la nécessité d'un **contexte global** (volume complet),

- la préservation des **détails haute fréquence**,
- la gestion de la **haute résolution** des volumes,
- et la stabilisation du modèle via une **perte adversariale (GAN)**.

Les résultats montrent des performances élevées, avec un **SSIM moyen supérieur à 0.85 pour les noyaux et 0.91 pour les membranes**.

### 3 Objectifs

- Produire une image 3D fusionnée de qualité multivue à partir d’une seule vue.
- Tirer parti d’une combinaison **global low-resolution + high-resolution patches**.
- Préserver les **structures fines** tout en corrigeant l’anisotropie.
- Intégrer une **perte adversariale** pour renforcer les détails.
- Répondre aux contraintes du défi FuseMyCells (temps d’inférence, VRAM, supervision).

## 4 Méthodologie

### 4.1 1. Pipeline général en deux étapes

- **Étape 1** : traitement d’un volume downsampled ( $224^3$ ) pour capturer le **contexte global**. Production d’une première estimation isotrope.
- **Étape 2** : inférence **patch-based haute résolution**, guidée par la prédiction globale et par un **GAN** pour récupérer les hautes fréquences.

### 4.2 2. Préprocessing et postprocessing

- Résampling isotrope : 0.6  $\mu\text{m}$ .
- Downsampling massif pour l’étape globale.
- Augmentations : flips et crops 3D.
- Upsampling final + normalisation percentile + filtrage max.

### 4.3 3. Architecture RUNet 3D

Les deux étapes utilisent un **RUNet 3D**, choisi pour sa robustesse avec peu de données et son efficacité en 3D. Les modèles diffusion ont été écartés (temps GPU trop élevé pour le défi).

## 4.4 4. Fonction de perte

La perte combine :

- **MAE** (stabilité),
- **perte adversariale** (textures),
- **pondération par différence** : on copie davantage l'entrée lorsque celle-ci est déjà correcte, ce qui limite les hallucinations.

## 4.5 5. Expérimentations

Ablations testées :

- basse résolution seule,
- uniquement patches,
- deux étapes,
- deux étapes + GAN,
- deux étapes + GAN + pondération par erreur.

# 5 Résultats principaux

## 5.1 1. Performances quantitatives

- SSIM noyaux : **0.85** (meilleure configuration),
- SSIM membranes : **0.91**,
- nette supériorité du modèle à deux étapes.

Le **GAN** n'améliore pas fortement la SSIM mais apporte une restauration visuelle plus détaillée (structures fines mieux conservées).

## 5.2 2. Importance du contexte global

Les modèles patch-based **seuls** sous-performent voire sont inférieurs à l'identité : la fusion nécessite une compréhension du **volume complet**.

## 5.3 3. Pondération anti-hallucination

La pondération basée sur la différence —I - O— réduit :

- les artefacts adversariaux,
- le lissage excessif,
- les erreurs dans les régions correctes en entrée.

## 5.4 4. Limitations

- Entraînement extrêmement coûteux (4x GH200, 98Go VRAM chacune).
- Forte baisse de performances sur le **closed test set** (hétérogénéité du jeu de données).
- Sensibilité du nSSIM aux outliers (instabilité de la métrique).

## 6 Forces

- Combinaison optimale : **contexte global + détails locaux**.
- Très bonne préservation des structures fines.
- Méthode cohérente avec les contraintes LSFM.
- Architecture 3D adaptée au défi FuseMyCells.
- Pondération innovante pour réduire les hallucinations.

## 7 Faiblesses / limites

- Besoin colossal en ressources matérielles.
- Généralisation limitée à des études non vues.
- Modèle supervisé : dépendance à une **vérité terrain**.
- nSSIM instable, impactant les choix de checkpoints.

## 8 Pertinence pour le challenge Fuse My Cells

- Montre qu'une fusion multivue peut être approchée à partir d'une seule vue.
- Justifie scientifiquement l'utilisation d'un **pipeline global + local**.
- Pertinent pour améliorer N-SSIM et N-IOU (membranes, noyaux).
- Met en évidence les écueils des GANs (hallucinations, variabilité).
- Sert de référence méthodologique pour concevoir un pipeline robuste.

## 9 Notions importantes

- Fusion 3D image-à-image
- RUNet 3D
- Perte adversariale (GAN)
- Pondération par différence —I - O—
- Pipeline à deux étapes
- nSSIM et nIOU

## 10 Référence BibTeX

```
@inproceedings{Wodzinski2025FuseMyCells,  
  title={3-D Image-to-Image Fusion in Lightsheet Microscopy  
        by Two-Step Adversarial Network: Contribution  
        to the FuseMyCells Challenge},  
  author={Wodzinski, Marek and Müller, Henning},  
  booktitle={IEEE International Symposium on Biomedical Imaging},  
  year={2025}  
}
```