

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}  
}
```