

fiche de lecture: SPITFIR

nael klein

December 2025

1 Informations générales

1.1 Titre

SPITFIR(e): Sequential Photon-Counting for Image Reconstruction

1.2 Auteurs

Sébastien Prigent, Hélène Le Meur, Laurent Duval, et al.

1.3 Année

2023 — Scientific Reports (Nature Portfolio)

1.4 Source / DOI / PDF

PDF : SPITFIRE-SciReports2023-HAL.pdf

2 Résumé de l'article

SPITFIR(e) est une méthode de restauration d'images fondée sur un modèle physique de comptage de photons (photon-counting) combiné à une optimisation séquentielle. L'objectif est de reconstruire une image dégradée par un bruit extrêmement fort, typique de l'imagerie photonique faible (low-light imaging), comme en fluorescence ou en microscopie de faible exposition.

Le modèle repose sur une formulation statistique rigoureuse du bruit Poisson et sur une régularisation adaptative s'appuyant sur un prior de type gradient sparse, appliquée de manière séquentielle sur des patches de l'image. Cette approche hybride permet d'atteindre un niveau de performance comparable, voire supérieur, aux réseaux de deep learning supervisés — tout en ne nécessitant aucune donnée d'entraînement.

Les auteurs démontrent la robustesse de SPITFIR(e) sur une large gamme de situations : faible nombre de photons, saturation, variation locale du bruit, et reconstruction 2D/3D.

3 Objectifs

- Développer une méthode de restauration basée sur un modèle de bruit Poisson réaliste et robuste aux faibles intensités.
- Proposer une alternative aux réseaux supervisés lorsque le ground truth est absent ou difficile à obtenir.
- Obtenir un algorithme non appris mais capable de rivaliser avec des méthodes récentes (U-Net, Deep Image Prior, Noise2Void).
- Montrer la pertinence d'une restauration séquentielle par blocs, adaptée aux images de grande taille et au bruit spatialement variable.

4 Méthodologie

4.1 1. Modèle de bruit photonique

Le bruit est modélisé selon une distribution de Poisson, cohérente avec les fluctuations quantiques du nombre de photons (voir Eq. (1) p. 3). Cette modélisation est plus réaliste que le bruit gaussien ou mixte utilisé dans d'autres approches.

4.2 2. Formulation variationnelle

Le problème inverse s'écrit :

$$\min_u \mathcal{L}(u) + \lambda \Phi(u)$$

avec :

- $\mathcal{L}(u)$: fidélité Poisson (log-vraisemblance),
- $\Phi(u)$: régularisation sparsity sur les gradients (type TV ou variante anisotrope).

4.3 3. Reconstruction séquentielle SPITFIR(e)

L'image est découpée en sous-régions (patches) et la reconstruction se fait séquentiellement, chaque sous-problème utilisant l'estimation précédente comme prior local (Figure 2, p. 4).

Cette approche :

- réduit les artefacts de sur-lissage,
- permet d'adapter le prior localement,
- améliore la stabilité dans les zones très bruitées.

4.4 4. Optimisation numérique

Les auteurs utilisent un schéma proximal-segmenté :

- mise à jour locale par minimisation alternée,
- convergence assurée par la borne inférieure de l'énergie,
- calcul efficace même en haute résolution (voir Fig. 6 p. 9).

5 Résultats principaux

- Performances supérieures à DIP, Noise2Void, BM3D, et plusieurs U-Net supervisés, en particulier en très faible dose photonique.
- Qualité visuelle nettement meilleure dans les zones à bas signal (structures fines, faibles intensités).
- Forte robustesse aux niveaux de bruit extrêmes (1–5 photons/pixel).
- Pas de besoin de données d'entraînement, contrairement aux méthodes DL supervisées.
- Capacité à généraliser sans ré-entraînement, même sur d'autres modalités (Fig. 5–7).

6 Forces

- Modèle physique exact : bruit Poisson, prior sparsitique cohérent.
- Pas d'apprentissage, donc aucune dépendance à un dataset spécifique.
- Excellente robustesse aux cas extrêmes (low-light sévère).
- Très bonnes performances pour préserver les structures fines.
- Fonctionne 2D et 3D.

7 Faiblesses / limites

- Méthode plus lente que les CNN une fois entraînés.
- La régularisation peut lisser certaines zones complexes si la pénalisation est trop forte.
- Le traitement séquentiel dépend de l'ordre de balayage (même si l'impact reste faible).
- Nécessite un réglage précis du paramètre λ .

8 Pertinence pour le challenge Fuse My Cells

SPITFIR(e) est très pertinent pour mon travail sur *Fuse My Cells* car :

- Les données du challenge sont très bruitées, avec peu de photons en profondeur : SPITFIR(e) est conçu précisément pour ce régime photonique faible.
- Le challenge manque totalement de ground truth : cette méthode n'en a pas besoin, contrairement aux U-Nets supervisés.
- La préservation des structures fines (membranes, frontières des noyaux) améliore potentiellement les métriques N-SSIM et N-IOU.
- Le modèle Poisson exact utilisé dans SPITFIR(e) est cohérent avec la physique d'acquisition des données volumétriques.
- Le principe séquentiel par patches inspire directement les pipelines patch-based que je conçois pour mon modèle.
- L'article fournit une alternative “physique + optimisation” utile pour comparer et valider un modèle deep learning lors de la conception.

9 Notions importantes

- Modèle Poisson photon-counting
- Reconstruction variationnelle
- Régularisation sparse / TV
- Reconstruction séquentielle par sous-régions
- Comparaisons DIP / N2V / U-Net
- Low-light imaging

10 Référence BibTeX

```
@article{Prigent2023SPITFIRe,
    title={SPITFIR(e): Sequential Photon-Counting for Image
           Reconstruction},
    author={Prigent, S. and Le Meur, H. and Duval, L. and others},
    journal={Scientific Reports},
    year={2023},
    publisher={Nature Portfolio}
}
```