

# Détection d'objets célestes dans des images astronomiques par IA explicable

Olivier Parisot, Mahmoud Jaziri

Luxembourg Institute of Science and Technology (LIST)  
5 Avenue des Hauts-Fourneaux L-4422 Luxembourg - olivier.parisot@list.lu

Les télescopes intelligents (*smart telescopes*) sont des dispositifs dédiés au Visuel Assisté en astronomie (*Electronically Assisted Astronomy*), permettant des séances d'observation du ciel nocturne en famille et entre amis (Parisot et al., 2022). Ils combinent composants optiques, caméras spécialisées et montures de suivi pour capturer des images du ciel profond (galaxies, nébuleuses, amas globulaires, etc.). En pratique, ils permettent de programmer le démarrage et l'arrêt de la capture d'images d'une portion spécifique du ciel nocturne, et les résultats sont stockés sur un disque dur portable. Si la présence d'étoiles sur les images ne fait guère de doute, il est plus difficile d'être certain d'avoir capturé une galaxie ou une nébuleuse, en particulier lorsque l'on vise des cibles de grande magnitude qui nécessitent de nombreuses heures (voire nuits) de capture. Il est également possible de capturer des objets non répertoriés (Drechsler et al., 2023) ou attendus (supernova).

Traditionnellement, la détection d'objets astronomiques est réalisée par astrométrie : en comparant avec les cartes célestes connues (Lang et al., 2010). Les approches avec IA existent, par exemple en combinant YOLO et l'augmentation des données (González et al., 2018).

Dans ce papier, nous proposons une solution visant à traiter des images capturées avec des télescopes automatisés grand public, et qui nécessite un minimum d'étiquetage pour pouvoir détecter la présence et la position des objets. Nous avons récolté une quantité conséquente de données (plus de 250 cibles différentes visibles depuis l'hémisphère nord), entre mars 2022 et septembre 2023 au Luxembourg, en France et en Belgique, en utilisant les fonctions d'alignement et d'empilement intégrées à deux instruments automatisés (Parisot et al., 2023).

Une première approche consiste à ignorer les étoiles dans les images, pour ne considérer que ce que nous souhaitons détecter (i.e. nébuleuses, galaxies, amas globulaires, etc.). Ici, nous avons appliqué le modèle StarNet<sup>1</sup> à notre ensemble d'images : nous avons ainsi obtenu deux versions de chaque image (avec et sans étoile), nous avons calculé les contours sur les images sans étoiles avec openCV. Cette méthode n'est pas parfaite pour discerner correctement tous les objets célestes : certaines galaxies sont supprimées par le modèle Starnet, et les faibles nébuleuses sont parfois confondues avec le fond de l'image (notamment lorsqu'il y a beaucoup de bruit).

Une seconde approche consiste à entraîner un modèle de classification binaire pour détecter la présence des objets qui nous intéressent, puis d'appliquer une technique d'IA explicable pour identifier automatiquement leur position. En pratique, voici les étapes suivies :

- Constitution d'un ensemble de 5000 images RGB avec 224x224 pixels, et répartition dans 2 groupes équilibrés : les images avec et les images sans objets célestes.

---

1. <https://www.starnetastro.com>

- Développement d'un prototype Python dédié pour l'entraînement d'un modèle ResNet50 afin d'apprendre cette classification binaire (optimiseur ADAM, taux d'apprentissage de 0.001, 50 époques, 16 images par batch) et obtention d'un modèle ayant une précision de 97% sur l'ensemble de données de validation.
- Mise au point d'un pipeline pour analyser avec XRAI (Kapishnikov et al., 2019) la sortie et la dernière couche de convolution du modèle, avec le package Python *saliency*<sup>2</sup>.

Nous générons ainsi une *heatmap* indiquant les régions d'attribution avec le plus grand pouvoir prédictif, pour estimer la position des objets détectés dans les images, sans avoir à annoter au préalable la position de ces objets pour la phase d'entraînement. Pour traiter une image haute résolution, nous découpons l'image en patches 224x224, nous appliquons Resnet50 et XRAI sur chaque patch puis nous reconstituons le tout pour obtenir la même taille que l'image d'origine. Pour évaluer l'efficacité de la méthode, nous avons sélectionné un jeu de données représentatif de 100 images haute résolution puis nous les avons annoté *manuellement*. Nous avons calculé les *heatmap* de chaque image de cet ensemble, pour déduire les contours correspondants en utilisant openCV. Nous avons enfin comparé les contours attendus et calculés avec le package Python mAP (Cartucho et al., 2018), et nous avons observé que la seconde approche a une précision de 0.79, un rappel de 0.41 et une mAP (*mean average precision*) de 0.75. Par comparaison, appliquer Starnet puis déduire les contours résultants avec openCV est peu efficace, en particulier pour les larges nébuleuses (précision de 0.45, rappel de 0.36).

En conclusion, cet article présente une approche permettant de compléter les outils existants pour la détection de corps célestes encore non répertoriés (comètes, supernova, etc.).

## Références

- Cartucho, J., R. Ventura, et M. Veloso (2018). Robust object recognition through symbiotic deep learning in mobile robots. In *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 2336–2341.
- Drechsler, M., X. Strottner, Y. Sainty, R. A. Fesen, S. Kimeswenger, J. M. Shull, B. Falls, C. Vergnes, N. Martino, et S. Walker (2023). Discovery of Extensive [O iii] Emission Near M31. *Research Notes of the AAS* 7(1), 1.
- González, R., R. Muñoz, et C. Hernández (2018). Galaxy detection and identification using deep learning and data augmentation. *Astronomy and Computing* 25, 103–109.
- Kapishnikov, A., T. Bolukbası, F. Viégas, et M. Terry (2019). XRAI : Better attributions through regions. In *IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 4948–4957.
- Lang, D., D. W. Hogg, K. Mierle, M. Blanton, et S. Roweis (2010). Astrometry. net : Blind astrometric calibration of arbitrary astronomical images. *The astronomical journal* 139(5), 1782.
- Parisot, O., P. Bruneau, P. Hitzelberger, G. Krebs, et C. Destruel (2022). Improving accessibility for deep sky observation. *ERCIM News* 2022(130).
- Parisot, O., P. Hitzelberger, P. Bruneau, G. Krebs, C. Destruel, et B. Vandame (2023). MILAN Sky Survey, a dataset of raw deep sky images captured during one year with a Stellina automated telescope. *Data in Brief* 48, 109133.

---

2. <https://pypi.org/project/saliency/>