

Détection d'exoplanètes par une modélisation statistique locale de la covariance spatio-temporelle du fond

Olivier FLASSEUR¹, Loïc DENIS¹, Éric THIÉBAUT², Maud LANGLOIS²

¹Univ Lyon, UJM-Saint-Etienne, CNRS, Institut d'Optique Graduate School, Laboratoire Hubert Curien UMR 5516, F-42023, Saint-Etienne, France

²Univ Lyon, Univ Lyon1, ENS de Lyon, CNRS, Centre de Recherche Astrophysique de Lyon UMR 5574, F-69230, Saint-Genis-Laval, France

Résumé – La détection d'exoplanètes par imagerie directe est une tâche ardue : le faible signal des objets d'intérêt est noyé dans un fond spatialement très structuré, dû à l'étoile hôte. Seule la combinaison de plusieurs observations permet de distinguer le signal des exoplanètes. À la différence des traitements de l'état de l'art, nous proposons d'apprendre un modèle statistique local, directement depuis les observations scientifiques, afin de caractériser les structures spatio-temporelles du fond. Cette approche améliore fortement les performances de détection.

Abstract – Exoplanet detection by direct imaging is a difficult task: the weak signal from the objects of interest is buried under a spatially structured background, due to the host star. The exoplanet signals can only be identified when combining several observations. In contrast to state-of-the-art methods, we propose to learn a local statistical model, directly from the scientific observations, in order to characterize the spatio-temporal structures of the background. This approach strongly improves the detection performances.

1 Introduction

Au côté des méthodes indirectes de détection d'exoplanètes (du type transits ou vitesses radiales), l'imagerie directe depuis la Terre apparaît comme une méthode de choix afin de détecter et de caractériser les exoplanètes. Cette caractérisation (âge, masse, température effective) s'effectue en confrontant les informations d'astrométrie et de photométrie estimées à des modèles physiques d'exoplanètes [1]. Cependant, le faible nombre d'exoplanètes détectées par cette technique (quelques dizaines tous instruments d'imagerie directe confondus sur les 10 dernières années) témoigne de la difficulté de cet objectif. Ceci s'explique par la très grande différence de contraste (supérieure ou égale à 5 ordres de grandeur en infrarouge) entre les exoplanètes et leur étoile hôte. Au-delà des corrections optiques mises en œuvre (optique adaptative extrême et coronographe masquant l'étoile hôte), la détection de sources faibles requiert l'application d'algorithmes de traitement dédiés.

Nous présentons le principe d'observation et les traitements de l'état de l'art en Section 2. Nous décrivons en Section 3 notre méthode de détection d'exoplanètes basée sur une modélisation, à l'aide de PATCHS, des COVARIANCES spatiales (PACO). Une version préliminaire a été présentée à la précédente édition du GRETSI [2], puis étendue dans [3, 4]. Nous proposons dans cet article d'enrichir la modélisation statistique du fond afin de tenir compte des non-stationnarités temporelles. En Section 4, nous comparons les performances de détection de la méthode proposée et des méthodes de l'état de l'art sur des données issues de l'imageur haut-contraste SPHERE-IRDIS opérant au Very Large Telescope (VLT).

Ce travail a été soutenu financièrement par le CNRS (Défi Imag'In RESSOURCES) et par la région Auvergne-Rhône-Alpes (DIAGHOLLO).

2 Principe de l'imagerie différentielle

La technique d'observation traditionnelle en imagerie directe consiste à enregistrer un cube de données 3D (2D + temps) sur une série de courtes poses. Durant l'acquisition, l'ensemble des sources du champ suit un mouvement de rotation autour de l'axe optique (la pupille du télescope est maintenue fixe afin de stabiliser les structures du fond). La Fig. 1 donne des exemples d'images temporelles acquises par l'imageur SPHERE-IRDIS. Deux exoplanètes sont présentes dans ces images, leur signature est cependant trop faible pour être discernable sans traitement additionnel. Du fait de la diffraction et des aberrations optiques résiduelles (non corrigées par l'optique adaptative), des fuites stellaires (speckles) contaminent très fortement les images formées en aval du coronographe. On note une variabilité importante de l'amplitude et de la structure des corrélations spatiales du fond (fond très fort au centre de champ).

Afin de séparer le signal des exoplanètes et les speckles stellaires, les principales méthodes de l'état de l'art combinent astucieusement les différentes poses temporelles. C'est le principe du standard de détection TLOCI [5] dans lequel les images sont soustraites entre elles (combinaison linéaire variable selon les différentes régions afin d'atténuer au maximum le niveau du fond). L'algorithme KLIP [6] exploite une analyse en composantes principales afin de construire un modèle empirique des speckles. Du fait de la soustraction explicite de combinaisons des différentes poses temporelles, ces méthodes présentent le principal inconvénient d'atténuer partiellement le signal des sources à détecter, ce qui doit être compensé a posteriori. Les approches fondées sur la théorie de la détection sont plus performantes car elles modélisent ce phénomène [7, 8].

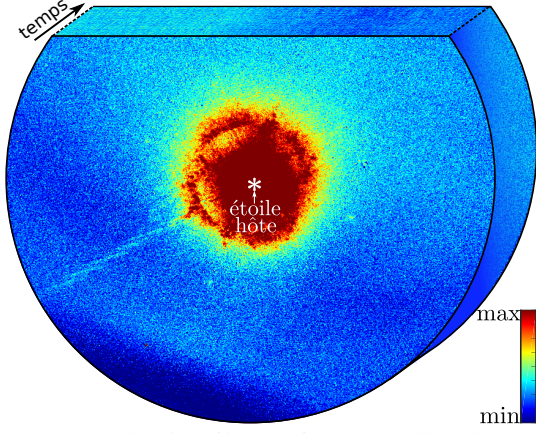


FIG. 1: Exemple de pile spatio-temporelle observée par l'instrument SPHERE/IRDIS.

3 Détection de sources: modélisation locale des fluctuations du fond

À la différence des approches décrites en Section 2 modélisant explicitement le fond afin de le soustraire des données, nous ne cherchons qu'à caractériser les fluctuations locales du fond afin de décider si une imagerie (un patch) correspond à une fluctuation caractéristique du fond ou signe la présence d'une exoplanète.

3.1 Modèle statistique du fond

En raison du mode d'observation décrit en Section 2, une exoplanète initialement localisée à la position angulaire ϕ_0 sur une pose de référence est localisée en $\phi_t = \mathcal{F}_t(\phi_0)$ à la date t tandis que le fond de speckles reste quasi-statique (voir Fig. 2). De par la rareté et la faible intensité des exoplanètes, il est très peu probable que le signal de deux d'entre elles se chevauche dans le champ considéré. Nous modélisons donc l'intensité enregistrée r_{θ_k, t_ℓ} à la position pixelique 2D θ_k et à la pose t_ℓ , comme la superposition de la signature (non-résolue) d'une exoplanète et d'une composante de fond (représentant les fuites stellaires et le bruit) :

$$r_{\theta_k, t_\ell} = \alpha h_{\theta_k}(\phi_{t_\ell}) + f_{\theta_k, t_\ell}, \quad (1)$$

avec $\alpha > 0$ le flux de l'exoplanète, $h_{\theta_k}(\phi_{t_\ell}) = h(\theta_k - \phi_{t_\ell})$ la PSF hors-axe centrée à la position ϕ_{t_ℓ} de l'exoplanète au temps t_ℓ et échantillonnée à la position θ_k , et f_{θ_k, t_ℓ} étant la composante de fond à l'indice spatio-temporel (k, ℓ) . La Fig. 2 résume les différentes notations utilisées. Considérant un modèle statistique du fond spécifiant la fonction de densité de probabilité p_f , l'estimateur au sens du maximum de vraisemblance du flux α d'une source potentielle située à la position ϕ_0 est :

$$\hat{\alpha} = \arg \max_{\alpha} p_f(\{r_{\theta_k, t_\ell} - \alpha h_{\theta_k}(\mathcal{F}_{t_\ell}(\phi_0))\}_{k=1:N, \ell=1:T}), \quad (2)$$

et la détection peut être formalisée par le test d'hypothèses :

$$\begin{cases} \mathcal{H}_0 : \{r_{\theta_k, t_\ell}\}_{\ell=1:T, k=1:N} = \{f_{\theta_k, t_\ell}\}_{\ell=1:T, k=1:N} \\ \mathcal{H}_1 : \{r_{\theta_k, t_\ell}\}_{\ell=1:T, k=1:N} = \alpha \{h_{\theta_k}(\phi_{t_\ell})\}_{\ell=1:T, k=1:N} \\ \quad + \{f_{\theta_k, t_\ell}\}_{\ell=1:T, k=1:N}. \end{cases} \quad (3)$$

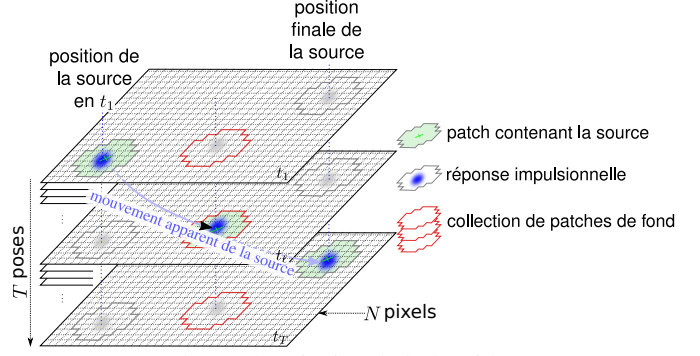


FIG. 2: Schéma de principe de l'algorithme PACO.

Sous l'hypothèse \mathcal{H}_0 , il n'y a pas d'exoplanète à la position ϕ_0 ($\alpha = 0$ dans l'eq. (1)). La détection peut s'effectuer par le test du rapport de vraisemblance généralisé comparant la vraisemblance des deux hypothèses \mathcal{H}_0 et \mathcal{H}_1 (l'amplitude α étant remplacée par son estimée au sens du maximum de vraisemblance, cf. Eq. 2):

$$\log \frac{p_f(\{r_{\theta_k, t_\ell} - \hat{\alpha} h_{\theta_k}(\phi_{t_\ell})\}_{k=1:N, \ell=1:T})}{p_f(\{r_{\theta_k, t_\ell}\}_{k=1:N, \ell=1:T})} \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \eta. \quad (4)$$

Compte tenu de la non-stationnarité du fond dans le champ de vue, nous avons récemment proposé [3, 4] de construire un modèle local (basé sur des patches) des fluctuations du fond. Dans la suite, les notations en gras indexées par une position font référence à des patches 2D circulaires extraits autour de cette position spatiale. Afin de capturer la variabilité des structures spatiales du fond, nous modélisons un patch de fond $\mathbf{f}_{\theta_k, t_\ell}$ extrait à une position θ_k et à une pose t_ℓ données comme une réalisation d'une loi normale multivariée $\mathcal{N}(\mathbf{m}_{\theta_k}, \mathbf{C}_{\theta_k, t_\ell})$.

3.2 Apprentissage des statistiques du fond

Les piles multi-temporelles utilisées pour la détection d'exoplanètes par imagerie directe sont formées de quelques dizaines à une centaine de poses. Si l'on forme la collection des patches de fond $\{\mathbf{f}_{\theta_k, t_\ell}\}_{\ell=1:T}$ centrés sur une position spatiale θ_k donnée, on peut estimer un patch moyen \mathbf{m}_{θ_k} (moyenne temporelle des patches). Dans nos travaux précédents [2, 3, 4], nous avons considéré la covariance spatiale $\mathbf{C}_{\theta_k, t_\ell}$ temporellement stationnaire ($\forall \ell, \mathbf{C}_{\theta_k, t_\ell} = \mathbf{C}_{\theta_k}$). Cette hypothèse permet d'estimer \mathbf{C}_{θ_k} à partir de la covariance empirique des patches $\{\mathbf{f}_{\theta_k, t_\ell}\}_{\ell=1:T}$. Dans de nombreuses piles multi-temporelles, on remarque cependant que certaines poses présentent localement des fluctuations plus fortes (dues à un décentrage du coronographe ou à des structures de turbulence atmosphérique particulières). Afin de tenir compte de ces fluctuations, nous proposons de modéliser la covariance spatiale $\mathbf{C}_{\theta_k, t_\ell}$ sous la forme $\sigma_{\theta_k, t_\ell}^2 \mathbf{C}_{\theta_k}$.

L'estimation, en chaque point du champ θ_k , des variances $\sigma_{\theta_k, t_\ell}^2$ pour les poses t_1 à t_T et de la covariances spatiale \mathbf{C}_{θ_k} est réalisée de façon alternée. On commence par supposer les variances temporelles toutes égales ($\forall \ell, \sigma_{\theta_k, t_\ell}^2 = 1$), on calcule la moyenne $\hat{\mathbf{m}}_{\theta_k}$ et la covariance empirique $\hat{\mathbf{S}}_{\theta_k} =$

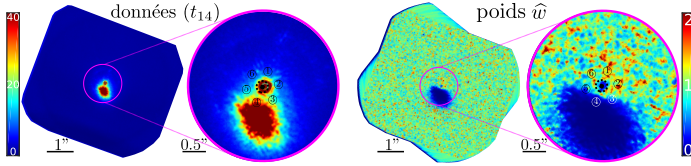


FIG. 3: Exemple de pose temporelle SPHERE/IRDIS et des poids estimés \hat{w} de pondération des statistiques du fond.

$\frac{1}{T} \sum_{\ell=1}^T (\mathbf{f}_{\theta_k, t_\ell} - \hat{\mathbf{m}}_{\theta_k})(\mathbf{f}_{\theta_k, t_\ell} - \hat{\mathbf{m}}_{\theta_k})^t$. Afin d'améliorer l'estimation de la covariance, on utilise un estimateur *shrinkage*: on atténue les termes hors diagonaux d'un facteur ρ calculé afin de réaliser un compromis biais-variance. L'extension des résultats de [9] donnée dans [3] conduit à:

$$\hat{\rho}(\hat{\mathbf{S}}_{\theta_k}) = \frac{\text{tr}(\hat{\mathbf{S}}_{\theta_k}^2) + \text{tr}^2(\hat{\mathbf{S}}_{\theta_k}) - 2 \sum_{i=1}^K [\hat{\mathbf{S}}_{\theta_k}]_{ii}^2}{(T+1) \left(\text{tr}(\hat{\mathbf{S}}_{\theta_k}^2) - \sum_{i=1}^K [\hat{\mathbf{S}}_{\theta_k}]_{ii}^2 \right)}, \quad (5)$$

où K est le nombre de pixels compris dans un patch.

Après avoir estimé la matrice de covariance spatiale $\hat{\mathbf{C}}_{\theta_k}$ par atténuation des termes hors-diagonaux de $\hat{\mathbf{S}}_{\theta_k}$ du facteur $\hat{\rho}(\hat{\mathbf{S}}_{\theta_k})$, on peut procéder à une étape d'estimation des variances temporelles. A chaque date t_ℓ , un patch blanchi $\check{\mathbf{r}}_{\theta_k, t_\ell} = \hat{\mathbf{L}}_{\theta_k}^t (\mathbf{f}_{\theta_k, t_\ell} - \hat{\mathbf{m}}_{\theta_k})$ est calculé ($\hat{\mathbf{L}}_{\theta_k}$ est la racine carrée de l'inverse de la covariance $\hat{\mathbf{C}}_{\theta_k}$ obtenue par factorisation de Cholesky). La variance $\sigma_{\theta_k, t_\ell}^2$ est alors obtenue par $\sigma_{\theta_k, t_\ell}^2 = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K ([\check{\mathbf{r}}_{\theta_k, t_\ell}]_i - \bar{r}_{\theta_k, t_\ell})^2$, avec $\bar{r}_{\theta_k, t_\ell} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K [\check{\mathbf{r}}_{\theta_k, t_\ell}]_i$.

Une fois que les variances $\sigma_{\theta_k, t_\ell}^2$ ont été estimées, une étape de mise à jour de la moyenne et de la covariance spatiale peut être réalisée en remplaçant les sommes par des sommes pondérées; le patch $\mathbf{f}_{\theta_k, t_\ell}$ étant pondéré par un poids $\hat{w}_{\theta_k, t_\ell} = 1/\sigma_{\theta_k, t_\ell}^2$. Le nombre de trames T apparaissant dans la définition du coefficient d'atténuation $\hat{\rho}(\hat{\mathbf{S}}_{\theta_k})$ doit alors être remplacé par le nombre de trames effectif $\hat{T} = (\sum_{\ell=1}^T \hat{w}_{\theta_k, t_\ell})^2 / (\sum_{\ell=1}^T \hat{w}_{\theta_k, t_\ell}^2)$.

Après quelques étapes alternées d'estimation de $\hat{\mathbf{m}}_{\theta_k}$, $\hat{\mathbf{C}}_{\theta_k}$ et des variances $\sigma_{\theta_k, t_\ell}^2$, on observe une stabilisation des estimations. La Fig. 3 illustre une pose sur laquelle le fond présente une zone de valeurs très élevées (dues à une fuite stellaire) qui diffère fortement des autres poses de la série. La partie droite de la figure montre la carte des poids \hat{w} estimés pour cette pose: des poids quasi-nuls sont affectés à cette zone, ce qui rend l'algorithme de détection robuste à des poses de moins bonne qualité sans nécessiter de retirer ces poses de la pile multi-temporelle.

3.3 Estimation du flux d'une exoplanète

Compte-tenu de la modélisation locale du fond par une loi multi-variée gaussienne, l'estimateur au sens du maximum de vraisemblance (2) du flux d'une exoplanète est $\hat{\alpha} = b/a$, avec

$$\begin{cases} a = \sum_{\ell=1}^T \hat{w}_{\theta_k, t_\ell} \cdot \mathbf{h}_{\theta_k}(\phi_{t_\ell})^t \cdot \hat{\mathbf{C}}_{\theta_k}^{-1} \cdot \mathbf{h}_{\theta_k}(\phi_{t_\ell}) \\ b = \sum_{\ell=1}^T \hat{w}_{\theta_k, t_\ell} \cdot \mathbf{h}_{\theta_k}(\phi_{t_\ell})^t \cdot \hat{\mathbf{C}}_{\theta_k}^{-1} \cdot (\mathbf{r}_{\theta_k, t_\ell} - \hat{\mathbf{m}}_{\theta_k}), \end{cases} \quad (6)$$

où $\mathbf{h}_{\theta_k}(\phi_{t_\ell})$ désigne la PSF d'une source localisée à la position subpixelique ϕ_{t_ℓ} , échantillonnée sur un patch centré au pixel

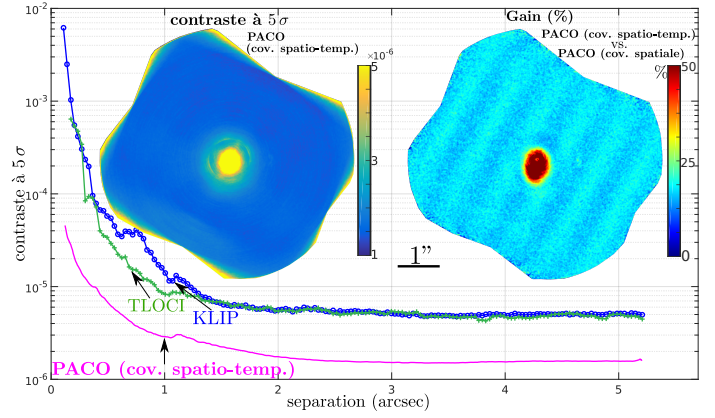


FIG. 4: Courbes de contraste à 5σ pour les algorithmes PACO, TLOCI et KLIP. La carte de contraste en tout point du champ est donnée pour PACO ainsi que le gain apporté par la modélisation du fond par une covariance spatio-temporelle comparée à une covariance spatiale.

θ_k le plus proche de ϕ_{t_ℓ} . L'écart-type d'estimation sur $\hat{\alpha}$ est $\hat{\sigma}_\alpha = 1/\sqrt{a}$. Le flux d'une exoplanète étant positif, nous notons $\hat{\alpha}^+ = \max(\hat{\alpha}, 0)$ le maximum de vraisemblance sous la contrainte $\alpha \geq 0$.

3.4 Détection d'une exoplanète

Le test du rapport de vraisemblance généralisé défini à l'équation (4), sous contrainte d'un flux $\alpha \geq 0$, s'exprime par

$$\text{GLRT}^+ : \frac{\max(b, 0)^2}{a} \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \eta. \quad (7)$$

Quand $\eta \geq 0$, ce test est équivalent au test : $\hat{\alpha}/\hat{\sigma}_\alpha \geq \tau$ avec $\tau = \sqrt{\eta}$. Ce dernier correspond à une transformation linéaire des données et peut être interprété comme le rapport signal sur bruit (SNR) de l'estimation du flux (non contraint) α de la source. Il est simple de montrer que, sous notre modèle gaussien, ce rapport suit une distribution normale centrée réduite. Ainsi, sous l'hypothèse \mathcal{H}_0 , la valeur de seuil τ peut facilement être traduite en probabilité de fausses alarmes (PFA).

Une fois qu'une exoplanète a été détectée (test supérieur à τ), l'estimation du flux peut être affinée en estimant conjointement α et les statistiques du fond (moyenne et covariances des modèles gaussiens à chaque position $\{\phi_{t_\ell}\}_{\ell=1:T}$ où la planète est vue aux poses temporelles correspondantes t_1 à t_T).

4 Résultats

Nous évaluons les performances de détection de l'algorithme PACO comparativement à deux standards de l'état de l'art : les algorithmes TLOCI et KLIP, mentionnés en Section 2 et utilisés en routine sur les deux principaux instruments dédiés à l'imagerie directe (VLT/SPHERE et GEMINI/GPI). Les données sont issues de l'imager IRDIS de l'instrument haut-contraste SPHERE autour de l'étoile HIP72192 abritant deux sources (marquées en rose dans la Fig. 5) dont les détections

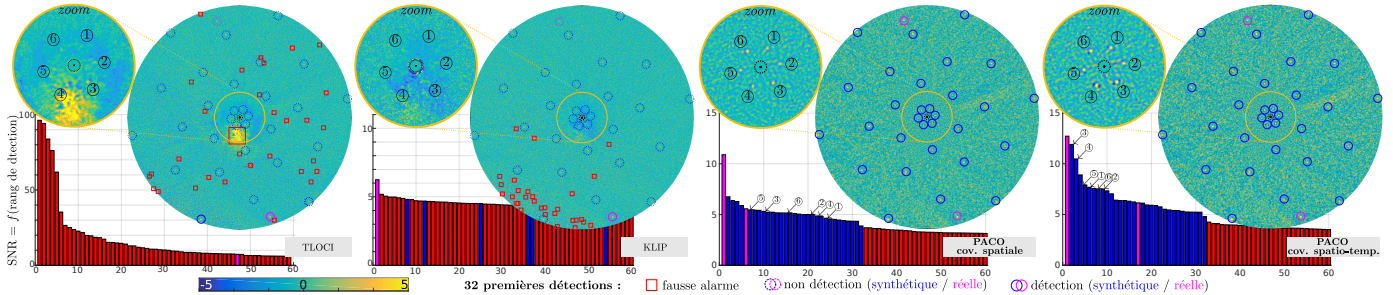


FIG. 5: Cartes de détection (SNR) obtenues par TLOCI et KLIP (à gauche) et par PACO sans/avec variance temporelle (à droite). Les 60 premières détections sont tracées par ordre de SNR de détection décroissant sous chaque carte.

sont confirmées dans la littérature. Trente sources synthétiques additionnelles (marquées en bleu dans la Fig. 5) sont également injectées numériquement à différentes positions du champ pour des niveaux de contraste compétitifs ($\simeq 3.9 \times 10^{-5}$ pour les 6 plus proches de l'étoile et $\simeq 2.5 \times 10^{-6}$ pour les 6 plus lointaines).

La Fig. 5 donne les cartes de SNR de détection obtenues avec PACO comparativement aux méthodes TLOCI et KLIP. L'algorithme PACO, grâce à sa modélisation des fluctuations du fond sans soustraction explicite de celui-ci, permet d'obtenir des cartes de détection stationnaires pouvant être seuillées à PFA contrôlée. Il est alors possible de détecter les 32 sources (2 réelles + 30 synthétiques) sans aucune fausses alarmes comme le montrent les graphes de la Fig. 5. En comparaison, les cartes de SNR issues des standards TLOCI et KLIP présentent de nombreuses fausses alarmes (beaucoup plus qu'attendu pour le seuil de détection considéré), empêchant l'automatisation de la détection. Par ailleurs, PACO offre une meilleure sensibilité de détection, particulièrement à proximité de l'étoile hôte, zone présentant le plus fort intérêt astrophysique pour la quête d'exoplanètes (voir zoom en encart de la Fig. 5). Les six sources les plus proches de l'étoile hôte sont numérotées de ① à ⑥ sur les cartes de détection, seul l'algorithme PACO les détecte (voir également leur position sur la carte de poids w en Fig. 3).

La Fig. 4 complète ces résultats en représentant le contraste minimal requis en fonction de la séparation angulaire pour qu'une exoplanète puisse être détectée avec un seuil à $\text{SNR} \geq 5$ (seuil standard utilisé en imagerie haut-contraste correspondant à $\text{PFA} = 2.8 \times 10^{-7}$). Ces courbes illustrent qu'il est plus difficile de détecter une exoplanète proche de son étoile hôte (faible séparation). La considération d'un modèle plus fin des fluctuations du fond capturées à l'aide d'une covariance spatio-temporelle (comparativement à une covariance temporellement stationnaire) permet d'augmenter le SNR de détection de l'intégralité des sources: gain moyen en contraste entre 10% et 50%. Grâce à la modélisation proposée, le SNR de détection est même amélioré par un facteur supérieur à 2 pour les sources les plus proches de l'étoile hôte (e.g. sources ③ et ④), là où les fluctuations temporelles des speckles sont les plus fortes. Ces observations peuvent être mises en relation avec l'illustration de la carte de poids (Fig. 3) montrant que ces deux sources sont les plus impactées par d'importantes

fuites stellaires. Des poids w quasi-nuls sont alors affectés aux patches de cette zone à la pose correspondante, atténuant ainsi l'influence de ces données aberrantes dans la modélisation du fond.

5 Conclusion

Basé sur nos récents travaux, nous avons présenté l'algorithme PACO dédié à la détection d'exoplanètes par imagerie directe haut-contraste. PACO repose sur la modélisation statistique locale des fluctuations du fond par estimation de matrices de covariances. Nous avons proposé dans ce papier d'enrichir le modèle en tenant compte des non-stationnarités temporelles. Cette extension améliore significativement les performances de détection, en particulier pour les sources situées à une faible séparation angulaire.

References

- [1] G. Chauvin et al. Discovery of a warm, dusty giant planet around HIP 65426. *A&A*, 2017.
- [2] O. Flasseur et al. Détection d'exo-planètes basée sur une modélisation statistique locale des patches. In *GRETSI'17*.
- [3] O. Flasseur et al. Exoplanet detection in angular differential imaging by statistical learning of the nonstationary patch covariances - The PACO algorithm. *A&A*, 2018.
- [4] O. Flasseur et al. An unsupervised patch-based approach for exoplanet detection by direct imaging. In *ICIP'18*.
- [5] C. Marois et al. GPI PSF subtraction with TLOCI: the next evolution in exoplanet/disk high-contrast imaging. *SPIE Astronomy*, 2014.
- [6] R. Soummer et al. Detection and characterization of exoplanets and disks using projections on Karhunen-Loève eigenimages. *ApJ Letter*, 2012.
- [7] I. Smith et al. Detection of a moving source in speckle noise. application to exoplanet detection. *IEEE TSP*, 2009.
- [8] F. Cantalloube et al. Direct exoplanet detection and characterization using the ANDROMEDA method. *A&A*, 2015.
- [9] Y. Chen et al. Shrinkage algorithms for MMSE covariance estimation. *IEEE Trans. on Sig. Proc.*, 2010.