

Validation du pipeline HyperGal

Sommaire

8.1	Génération des simulations	2
8.1.1	Méthode	2
8.1.2	Cube de galaxies isolées	2
8.1.3	Modèles de supernovae	2
8.1.4	Marginalisations et paramètres d'étude	4
8.1.5	Création des cubes de simulation	6
8.2	Résultats et précision	8
8.2.1	Précision spectrophotométrique	9
8.2.2	Précision avec correction de continuum	13
8.2.3	Efficacité de classification	16

Nous avons présenté et détaillé dans le chapitre précédent le fonctionnement du pipeline **HYPERGAL**. Après s'être assuré de sa stabilité numérique, nous avons cherché une méthode de validation de son efficacité. L'objectif est ainsi de quantifier la précision d'extraction des spectres de supernovae en fonction des conditions d'observation, et la capacité d'**HYPERGAL** à les classifier. Nous avons pour cela choisi de procéder à des simulations de cube d'observation avec la SEDm.

Dans ce chapitre nous présenterons dans un premier temps la procédure de génération des simulations, puis nous présenterons les résultats ainsi obtenus de l'utilisation d'**HYPERGAL** sur ces cubes simulés. Nous feront également pour toutes les analyses une confrontation entre **HYPERGAL** et la méthode d'extraction simple, sans modélisation hyperspectral de la galaxie hôte. Nous aurons ainsi une estimation de la robustesse absolue de notre pipeline, mais également de la robustesse relative avec celui utilisé par la collaboration ZTF pour la classification des supernovae.

8.1 Génération des simulations

8.1.1 Méthode

Afin de se rapprocher au plus près des conditions d'observation, nous avons profité de quelques périodes de mise hors service de la caméra principale ZTF (entre fin novembre 2021 et fin janvier 2022) : nous avons ainsi pu utiliser occasionnellement la SEDm pour observer des galaxies hôtes isolées, dans lesquelles une supernova a été observée dans le passé.

Nos simulations sont ainsi basées sur une dizaine de ces cubes, extraits avec l'instrument pour lequel nous souhaitons tester HYPERGAL, et contenant dans le champ de vue une galaxie et un fond réels.

Le but est ainsi de rajouter une composante de supernova dans ces cubes en marginalisant sur les conditions d'observation habituelles comme le seeing, ou la proportion de chaque type de supernova, tout en explorant les conditions impactant la robustesse d'HYPERGAL comme la distance entre la source ponctuelle et le centre galactique, et le rapport signal sur bruit.

Pour notre étude nous avons créé un jeu de 5000 cubes de simulations, et nous détaillons dans cette section leur conception.

8.1.2 Cube de galaxies isolées

La base de nos simulations proviennent donc d'observations réelles avec la SEDm de galaxies ayant accueilli au moins un an dans le passé une supernova. Ce délai nous permet de nous assurer de l'absence de résidu de l'explosion. Ces cubes sont donc naturellement dans l'espace de l'instrument pour lequel HYPERGAL a été conçu.

Les effets d'ADR sont également présents, et il faut donc les caractériser avant d'inclure une composante de supernova pour que celle ci soit soumise aux mêmes effets chromatiques. Bien que nous connaissons à priori la masse d'air et l'angle parallactique au début de l'observation, nous ne connaissons pas ces paramètres effectifs, car ils varient au cours de l'exposition (de l'ordre d'une demi-heure de temps de pose).

Nous avons pour cela inclu dans HYPERGAL la flexibilité de prendre en compte ou non n'importe laquelle des composantes de scène, et avons procéder à l'ajustement de scène avec uniquement la galaxie hôte dans le MLA. Tout comme détaillé au chapitre précédent, l'ajustement du centroïde à chaque métatranche nous permet d'ajuster les paramètres effectifs d'ADR. Nos cubes présentent dans notre simulation une masse d'air allant de 1.01 à 2.04, ce qui nous permet de couvrir les conditions idéales d'observations, les conditions habituelles et les conditions dégradées.

Nous montrons dans la Figure 8.1 les cubes intégrés des galaxies hôtes utilisés pour les simulations, illustrant leur diversité de morphologie et de position dans le MLA.

8.1.3 Modèles de supernovae

Afin de tester la précision d'extraction de spectre avec HYPERGAL, il nous faut inclure dans les cubes une source ponctuelle dont le spectre est connu a priori. L'étude seule de la précision d'extraction (par exemple avec un RMS spectral) est indépendante de la forme

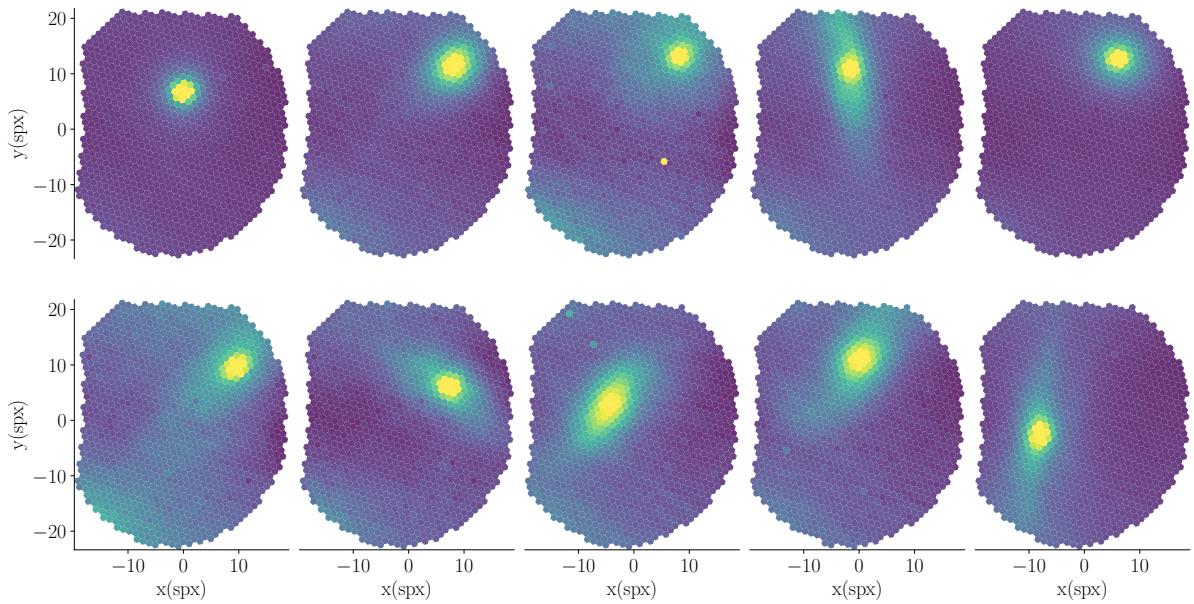


FIGURE 8.1 – Cubes intégrés des galaxies hôtes utilisés pour les simulations. Bien que nous n’ayons pas eu l’opportunité d’avoir un grand nombre d’observations de galaxies isolées avec la SEDm, nous avons fait l’hypothèse que ces morphologies et localisations variées de ces galaxies étaient suffisamment représentatives des observations pour constituer la base des simulations.

du spectre, et donc du type de la supernova. Cependant nous souhaitons également avoir une estimation de l’efficacité d’HYPERGAL à classifier les supernovae. Pour analyser ces deux aspects (précision et classification), il faut donc que le spectre de la source ponctuelle simulée soit connu a priori et que nous connaissions sa classification.

Par manque de temps et afin d’éviter de devoir générer des spectres avec des outils inconnus, puis les projeter dans l’espace des observations de la SEDm (transmission, LSF, échantillonnage ...), nous avons choisi d’utiliser des spectres de supernovae déjà obtenus avec la SEDm, et classifiés avec SNID.

Afin de s’assurer de la classification, nous n’avons sélectionné que des spectres avec un très haut *rlap* (paramètre de qualité/confiance de SNID considéré comme bon si $rlap > 5$, voir section 6.1 de [BLONDIN et TONRY \(2007\)](#)). Pour les spectres de supernovae de type Ia (les plus nombreuses à être observées), nous avons sélectionné 70 spectres avec un $rlap > 25$ pour le meilleur modèle, et un $rlap > 15$ pour les 30 premiers modèles.

Sur un raisonnement similaire, nous avons sélectionné 7 spectres de supernova de type II avec un $rlap > 12$. Pour les types Ic et Ib, plus rarement observés ($\approx 5\%$ des observations), nous avons préféré prendre seulement 1 spectre de chaque mais avec une très forte confiance de classification ($rlap \approx 18$ pour la Ib et $rlap \approx 15$ pour la Ic).

Nous procédons ensuite sur chacun de ces spectre à un lissage en appliquant un filtre de Savitzky-Golay ([SAVITZKY et GOLAY, 1964](#)). Afin de ne pas casser les structures des spectres, nous utilisons un lissage léger avec un polynôme d’ordre 3 sur une fenêtre de 5 pixels spectraux.

Nous montrons dans la Figure 8.2 un exemple de spectre après lissage pour chaque type de supernova, ainsi que le meilleur modèle de classification SNID et le *rlap* associé.

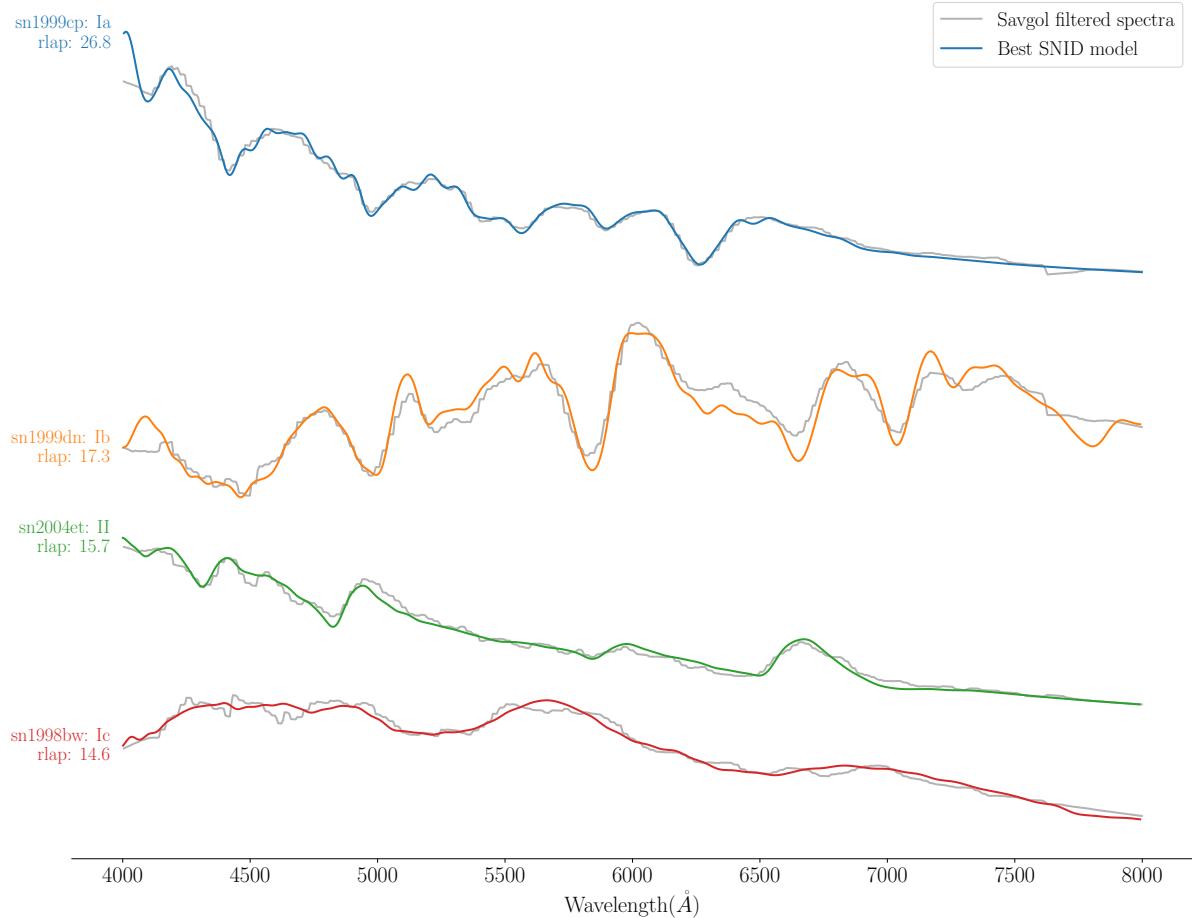


FIGURE 8.2 – Exemple de spectre pour chaque type de supernova pour les simulations. Nous y montrons en gris le spectre après lissage par un filtre de Savitzky-Golay, qui provient d'une observation de la SEDm. En couleur nous montrons le meilleur modèle de classification SNID et le *rlap* associé, avec de haut en bas : une SNIa, une SNIb, une SNII, et une SNIc.

8.1.4 Marginalisations et paramètres d'étude

8.1.4.1 Types et phases

Dans le but de représenter dans nos simulations les proportions observées de chaque type de supernova, nous utilisons les statistiques de la Data Release 1 du groupe Bright Transient Survey de ZTF (BTS; [FREMLING et al., 2020](#)). Nous choisissons ainsi de répartir dans nos simulations 80% de SNIae, 15% de SNeII, 2.5% de SNeIb et 2.5% de SNeIc. Ces deux derniers types sont habituellement regroupés, nous considérerons donc par la suite un groupe de 5% de SNeIbc.

Nous choisissons également de procéder à une marginalisation des phases des spectres de SNIea, en se basant sur les statistiques de la DR1 du groupe SNeIa de ZTF ([DHAWAN et al., 2022](#)). Pour les 70 spectres utilisés, nous déduisons la phase en comparant le jour d'observation de la supernova dont est issu le spectre avec le pic de luminosité ajusté par ZTF avec SALT2 ([GUY et al., 2005, 2007, 2010; BETOULE et al., 2014](#)) sur la courbe de

lumière.

La distribution de phase de notre échantillon s'étend de -15 à +15 jours, avec une médiane à -2 jours. Nous pouvons ainsi sélectionner aléatoirement les spectres de SNIa, sachant leur phase et suivant une distribution équivalente à celle relevée dans ([DHAWAN et al., 2022](#)). Nous marginalisons nos simulations suivant une distribution de phase gaussienne, centrée sur -3 jours et d'écart type 4 jours.

8.1.4.2 Seeing

Les supernovae étant des sources ponctuelles à ajouter dans nos cubes de simulations, elles sont entièrement caractérisées par leur profil de PSF.

Nous faisons l'hypothèse d'un profil connu a priori, et utilisons le profil radial développé au chapitre ?? avec l'étude des étoiles standards. Afin de représenter une distribution en seeing similaire à celle observée par la SEDm, nous marginalisons nos simulations sur le seeing en utilisant les distributions conjointes des paramètres de forme de PSF ajustés des 2202 étoiles standards extraites pour l'étude de la calibration en flux (section ??).

Nous faisons donc la supposition que la distribution en seeing des étoiles standards est représentative de celle des supernovae. Bien que la contribution de l'optique du télescope soit indépendante de l'objet observé, il faut noter que les étoiles standard le sont habituellement avec une masse d'air comprise entre 1 et 1.2. Nos simulations ayant une masse d'air comprise entre 1 et 2, cela implique potentiellement une sous-estimation que nous n'avons pas caractérisé de la distribution en seeing utilisée pour nos simulations.

8.1.4.3 Distance supernova/centre galactique

HYPERGAL a été conçu pour répondre à la problématique de la contamination par la galaxie hôte. Nous voulons donc explorer la précision d'extraction de spectre des SNe et l'efficacité de classification suivant la distance séparant la source ponctuelle du centre galactique. Dans ces simulations nous ne nous intéressons pas aux cas où la supernova est complètement isolée dans le champ de vue, ayant déjà entraîné le pipeline avec les étoiles standards.

Nous utilisons une distribution uniforme comprise entre 0 et 10 spaxels de distance, ce qui correspond à un intervalle entre 0 et $\approx 5''.6$. Cette distance seuil représente généralement environ 2 à 3 largeur à mi-hauteur suivant le profil radial des sources ponctuelles, ce qui nous semble suffisant pour explorer un large intervalle de séparation angulaire jusqu'à la limite d'une isolation totale de la supernova.

Nous prenons également en compte que lors des observations réelles, les supernovae sont habituellement situées vers le centre du MLA. Ainsi afin d'éviter de simuler une cible dans un des coins du cube, nous restreignons la localisation possible de la source ponctuelle dans un disque de 12 spaxels de rayon au centre du MLA. Pour les cas où la galaxie est très excentrée et que nous simulons une source ponctuelle proche du centre galactique, nous privilégions de la positionner dans le quart de cercle en direction du centre du MLA.

8.1.4.4 Contraste

Le dernier paramètre que nous utilisons pour explorer la robustesse d'**HYPERGAL** correspond à l'intensité du flux de la supernova par rapport à ce qui se situe à sa localisation :

nous introduisons ainsi le contraste c_r , défini dans la bande photométrique équivalente ZTF_r afin de pouvoir plus aisément comparer les résultats des simulations avec un cas réel d'observation, exprimé comme :

$$c_r = \frac{S_r}{S_r + B_r} \quad (8.1)$$

avec S_r le signal de la supernova et B_r le signal de tout ce qui se situe en fond (ciel + galaxie).

Afin de déterminer la quantité B_r qui contamine le signal de la supernova, il faut prendre en compte le profil de PSF utilisé pour simuler la source ponctuelle. En effet, si on suppose que la SN est centrée (pour une longueur d'onde donnée) à la position (x_0, y_0) , alors le signal de fond à la même position aura un plus grand impact de contamination que le fond à la position $(x_0 + dx_0, y_0 + dy_0)$.

Pour prendre cela en compte et plutôt que de considérer une ouverture fixe autour de la localisation de la SN simulée pour définir B_r , nous multiplions le cube de simulation sans la SN par un cube ne contenant que le profil de PSF (normalisé avec un pic à 1) à la localisation de simulation de la SN.

Le contraste est ainsi défini dans l'intervalle $]0, 1[$, 0 impliquant que la supernova n'existe pas, et 1 qu'elle est infiniment plus intense que le fond (ou que le fond est à zéro ce qui n'est pas notre cas ici).

Nous pouvons également relier le contraste au rapport $R = \frac{S_r}{B_r}$:

$$c_r = \frac{R}{1 + R} \quad (8.2)$$

Les simulations sont ainsi générées suivant une distribution uniforme du contraste c_r entre 0 et 1.

Nous pouvons également voir que le rapport signal sur bruit est étroitement lié au contraste. En effet, en supposant que le signal dans le cube est entièrement caractérisée par une loi de Poisson, nous avons alors que :

$$SNR_r \triangleq \frac{S_r}{\sqrt{\sigma_{S_r}^2 + \sigma_{B_r}^2}} \approx \frac{S_r}{\sqrt{S_r + B_r}} = c_r \times \sqrt{S_r + B_r} \quad (8.3)$$

avec S_r et B_r en unités de coups. Avec un raisonnement similaire nous pouvons montrer que :

$$SNR_r \approx R \times \sqrt{B_r} = \frac{C_r}{1 - C_r} \times \sqrt{B_r} \quad (8.4)$$

En pratique, nous sommes en mesure de récupérer la quantité σ_B , car présente dans le cube SEDm avec la galaxie hôte isolée. Pour remonter au SNR, nous utilisons directement sa définition en supposant que le bruit à ajouter dans le cube à cause du signal de la supernova simulée est $\sigma_S^2 = S$.

8.1.5 Création des cubes de simulation

Après avoir procéder à la marginalisation des proportions de chaque type de supernova, de la phase des Ia et du seeing, nous générerons un jeu de $N \times m$ paramètres avec N le

nombre de simulations (5000), et m les paramètres de la simulation :

- ◊ Cube de la galaxie hôte ;
- ◊ Spectre de supernova ;
- ◊ Paramètres de PSF décrivant la SN ;
- ◊ Distance entre la SN et le centre galactique ;
- ◊ Contraste.

Pour pouvoir ajouter le signal de la supernova simulée et surtout le bruit associé, nous devons utiliser le cube SEDm en unité de flux ADU et travailler dans ces unités avec le spectre de la SN. Connaissant a priori la calibration en flux qui sera utilisé pour chacun des cubes, nous appliquons une calibration inverse sur le spectre à simuler, qui est initialement en unité de flux physique.

La création d'un cube de simulation sachant les m paramètres se fait ensuite en plusieurs étapes :

- (a) **Détermination de la localisation** (x_{ref}, y_{ref}) **de la supernova** dans le cube à une longueur d'onde de référence ($\lambda_{ref} = 6000\text{\AA}$) : nous prenons aléatoirement une position sur le cercle centré sur la galaxie, avec un rayon égal à la distance simulée SN/galaxie. Nous prenons en compte les contraintes pour éviter les bords du cube expliquées dans la section 8.1.4.3 ;
- (b) **Détermination du signal de fond B** : nous construisons un cube vide dans lequel nous plaçons le profil de PSF à la localisation et longueur d'onde fixée à l'étape précédente. La localisation est propagée pour toutes les tranches avec le modèle d'ADR, sachant les paramètres de masse d'air et d'angle parallactique, et le profil est normalisé à un pic égal à 1 pour chaque longueur d'onde. Nous multiplions alors le cube de galaxie par celui-ci, le résultat étant un cube contenant uniquement le signal de fond B contaminant la SN.
- (c) **Détermination du coefficient multiplicatif à appliquer sur le spectre de la supernova.** Nous déterminons grâce à l'étape précédente le fond contaminant B_r dans la bande équivalente R de ZTF. Connaissant également le spectre de la supernova en ADU, nous en déduisons son signal S'_r dans la bande R avant adaptation au contraste souhaité. Enfin, connaissant B_r , S'_r et c_r , nous appliquons le coefficient multiplicatif nécessaire sur l'ensemble du spectre de la SN (et donc sur S'_r) pour obtenir le contraste souhaité.
- (d) **Ajout du bruit associé à la supernova.** Nous supposons que le flux ajouté de la supernova simulée est entièrement caractérisé par une loi de Poisson, et ajoutons donc au cube SEDm pour chaque spaxel de chaque tranche une variance telle que $\sigma_{S,\lambda,spx}^2 = S_{\lambda,spx}$.
- (e) **Détermination du SNR.** Le SNR n'est pas un paramètre de nos simulations, mais nous pouvons le récupérer et le stocker connaissant B_r , S_r , σ_{B_r} et σ_{S_r} .
- (f) **Construction du cube de simulation.** Tous les ingrédients sont réunis pour la construction du cube : le spectre de la supernova, sa position chromatique, son profil de PSF chromatique et le coefficient multiplicatif pour avoir le contraste désiré.

Nous procédons ainsi à la générations des 5000 cubes de simulations. Dans la Figure 8.3 nous illustrons quelques exemples de ces cubes pour différentes valeurs de contraste, distance, type de SN et SNR.

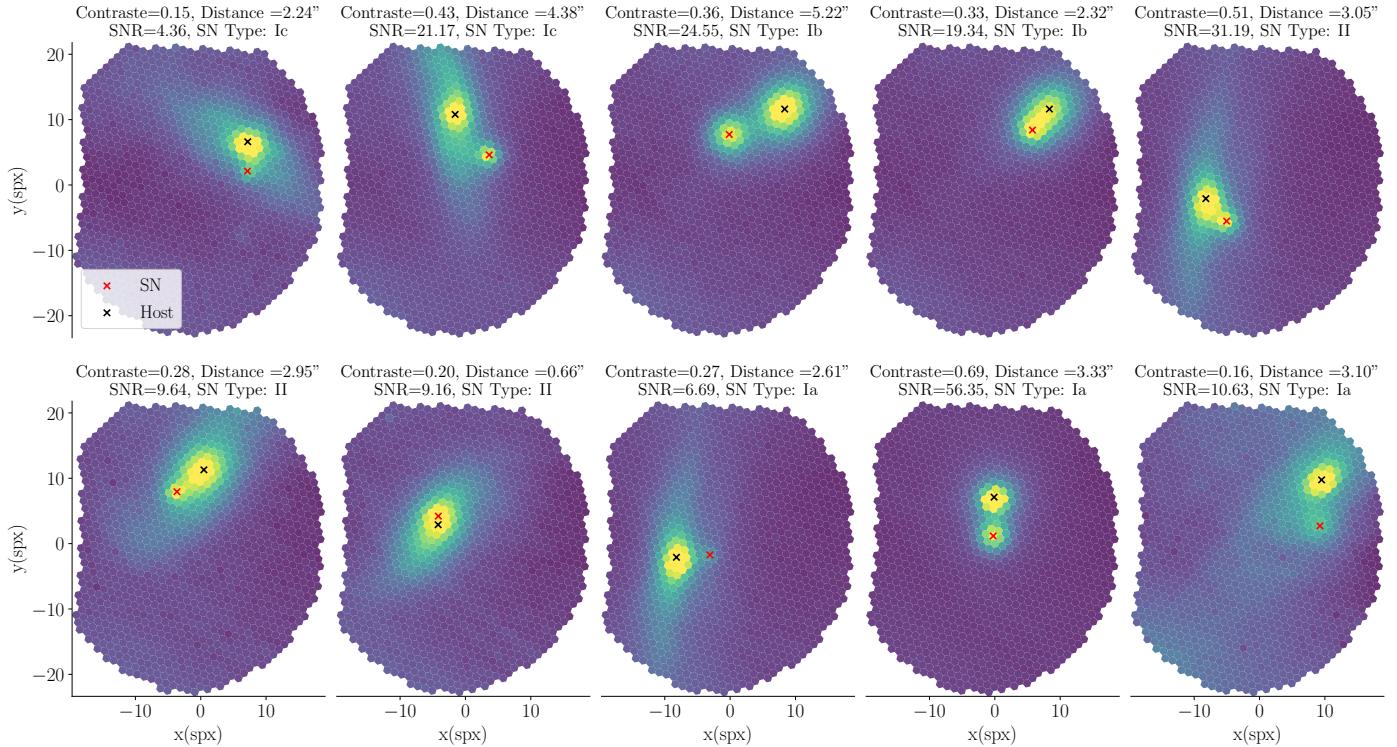


FIGURE 8.3 – Exemples de cubes de simulation pour différentes valeurs de contraste, distance, type de SN et SNR.

8.2 Résultats et précision

Après avoir généré nos cubes de simulation, nous avons fait tourner HYPERGAL suivant 2 méthodes : la première avec une modélisation de scène comprenant toutes les composantes comme détaillée au chapitre précédent. Et une deuxième fois avec la même méthode d'extraction que le pipeline d'origine PYSEDM, sans modélisation de la galaxie hôte.

Nous n'avons pas utilisé directement le pipeline PYSEDM car les modèles de PSF et de fond sont différents de celui d'HYPERGAL, ce qui n'aurait pas permis une comparaison robuste. La méthode d'extraction est cela dit identique, suivant le procédé détaillé dans RIGAULT et al. (2019) et la section ???. Les seules différences avec la modélisation de scène complète étant l'absence de modèle de galaxie, et le fait que l'on ne considère qu'un disque de 10 spaxels de rayon autour de la position de la supernova pour son extraction.

En plus d'une étude de la robustesse absolue d'HYPERGAL, cette confrontation nous permet d'avoir également une idée de l'amélioration apportée avec ce nouvel outil d'extraction de spectre.

Nous dénominerons dans la suite du manuscrit l'indice $_{HG}$ pour la méthode de modélisation de scène HYPERGAL, et $_{PS}$ pour la méthode d'extraction de source ponctuelle basique.

Dans cette section nous allons étudier 3 informations pour chacune des 2 méthodes :

- ◊ **La précision spectrophotométrique**, c'est à dire une comparaison brute du spectre de simulation et du spectre extrait ;
- ◊ **La précision après correction du continuum**, à l'instar de la méthode de pré-traitement utilisé dans SNID (section ??). La SEDm ayant été conçu pour la classification de spectres, ce qui nous importe est la capacité d'**HYPERGAL** à extraire les informations spectrales permettant cette classification, c'est à dire la structure du spectre traduisant les caractéristiques de tel ou tel type.
- ◊ **L'efficacité de classification**. Pour cela nous utiliserons le même classifieur utilisé par ZTF, SNID, et nous comparerons la classification du spectre extrait avec celui connu a priori.

Plutôt que d'utiliser le contraste comme paramètre d'étude, nous utiliserons le rapport signal sur bruit. Comme introduit dans l'équation 8.4, le SNR est étroitement lié au contraste car linéairement proportionnel au rapport $R = S_r/B_r$. Nous illustrons cette corrélation dans la Figure 8.4, montrons la relation linéaire entre le SNR et la quantité $R = \frac{C_r}{1-C_r}$.

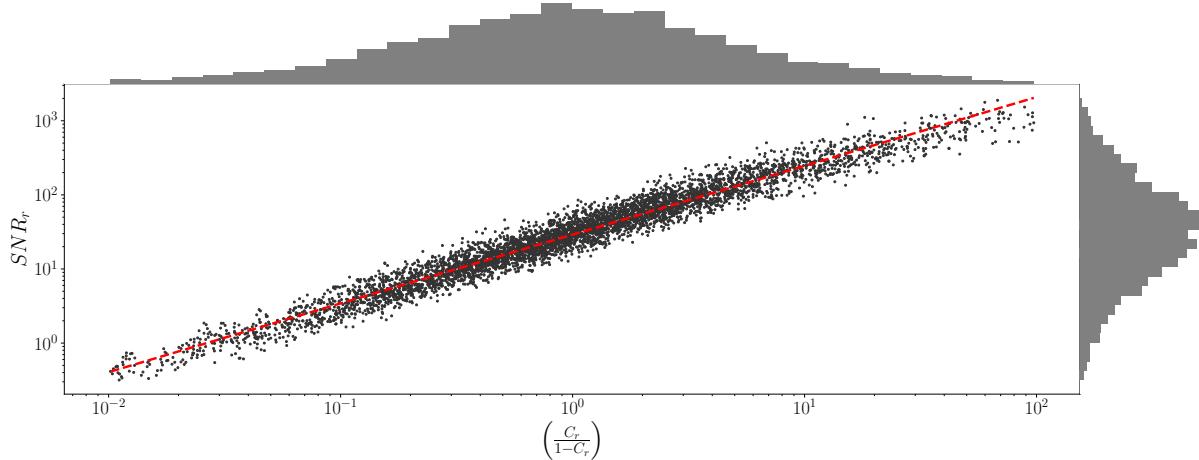


FIGURE 8.4 – Corrélation SNR/contraste des simulations et leur distribution respective. Nous montrons dans cette figure en échelle logarithmique le rapport signal sur bruit en fonction de la quantité $R = \frac{C_r}{1-C_r}$, introduite dans l'équation 8.4. La droite en pointillés rouge indique la régression linéaire, et la dispersion autour de celle ci provient de la contribution du fond, $\sqrt{B_r}$, propre à chaque simulation.

8.2.1 Précision spectrophotométrique

Commençons par étudier la capacité d'extraction spectrophotométrique d'**HYPERGAL** et de la méthode d'extraction simple. Pour ce faire nous calculons pour chaque simulation le RMS spectral, dans l'intervalle de longueur d'onde utile à la classification, c'est à dire [4000,8000] Å. Nous regardons ensuite l'évolution de ce RMS en fonction du SNR d'une part, et de la distance angulaire entre la SN et la galaxie d'autre part.

Dans un premier temps, nous avons vérifié les corrélations entre la distribution des RMS calculés des deux méthodes et les différents paramètres de la simulation (Figure 8.5). Nous remarquons sans surprise que la précision d'extraction est fortement corrélée avec le SNR (et donc le contraste), mais très peu avec la distance séparant la SN de la galaxie. En effet, pour la méthode HYPERGAL le coefficient de Pearson entre la distance et le RMS est de seulement -0.16 , traduisant une faible influence de ce paramètre. Cette contribution est cependant plus élevée pour la méthode classique d'extraction, montant à -0.33 .

Correlation heatmap between main simulation parameters (spectrophotometric)



FIGURE 8.5 – Carte des coefficients de corrélation de Pearson des paramètres principaux de la simulation dans l'étude spectrophotométrique. Nous mettons en évidences ici l'impact de la distance sur le RMS quasiment inexistant pour la méthode HYPERGAL, mais légèrement influente sur la méthode d'extraction simple. Le SNR reste le paramètre ayant le plus d'impact sur la précision d'extraction.

Passons maintenant à l'analyse de la distribution du RMS spectral. La Figure 8.6 illustre l'évolution du RMS spectral en fonction du SNR, en considérant des intervalles contenant la même quantité de simulations. La première information ressortant clairement de ces résultats est l'amélioration indiscutable obtenue avec la modélisation hyperspectrale de la galaxie, quelque soit le SNR. Par ailleurs, La méthode d'extraction basique semble clairement inutilisable spectrophotométriquement sur l'ensemble de la simulation, ne descendant sous les 10% de RMS qu'à partir d'un $SNR \approx 100$.

La modélisation de scène quant à elle approche un $RMS \approx 10\%$ à partir d'un $SNR \approx 40$, et descend sous les 5% vers un $SNR \approx 100$.

Nous montrons également la distribution des 3 premiers quartiles du rapport $\frac{RMS_{PS}}{RMS_{HG}}$, et nous pouvons visualiser une amélioration significative (environ un facteur 10) entre les deux méthodes quelque soit l'intervalle de SNR considéré.

La Figure 8.7 présente la même analyse, cette fois ci en fonction d'intervalles de distance apparente entre la galaxie hôte et la supernova. Comme attendu à partir de la matrice de corrélation présentée précédemment, les distributions en RMS spectral obtenues avec HYPERGAL n'indiquent aucune corrélation avec la distance. La méthode d'extraction simple en revanche montre une forte dégradation lorsque la distance est inférieure à $4''$, et rejoint les performances d'HYPERGAL au dessus.

Quelque soit l'angle d'étude de la précision d'extraction photométrique, la méthode incluant la modélisation hyperspectrale de la galaxie hôte démontre une nette amélioration en comparaison avec une extraction basique comme celle proposée par PYSEDM.

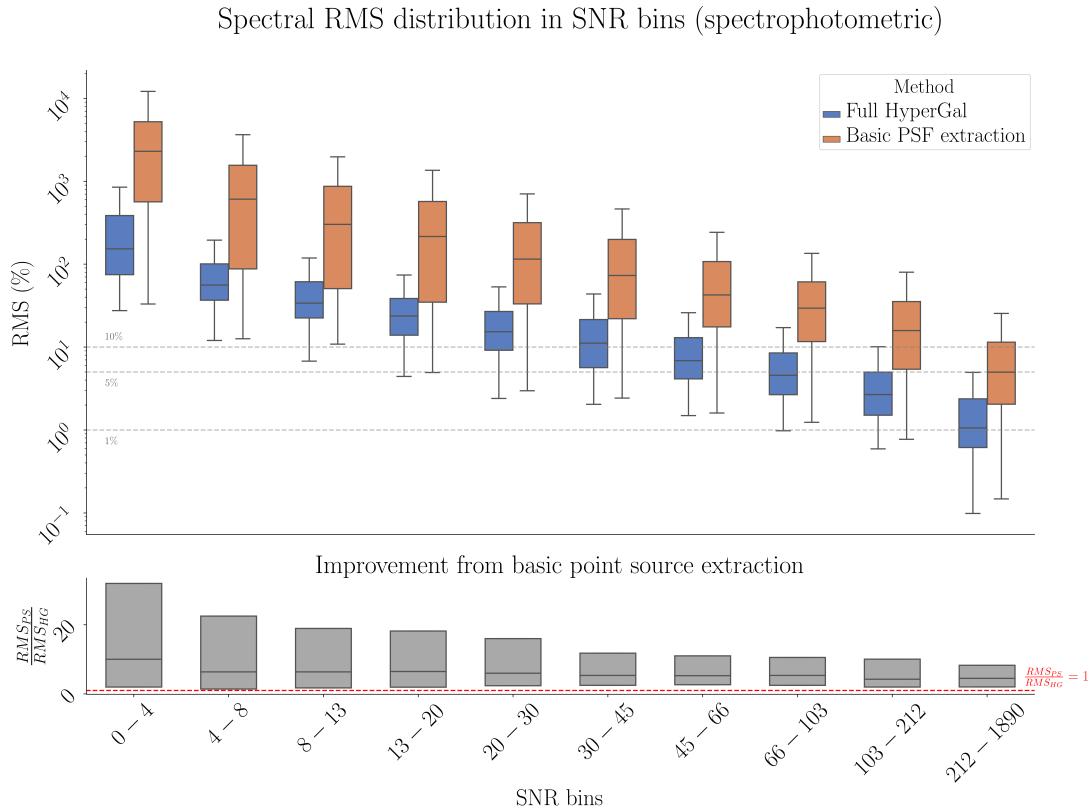


FIGURE 8.6 – Distribution du RMS spectral en fonction du SNR sur l'intervalle $[4000,8000]\text{\AA}$. Les distributions sont présentées en boîtes, dont les 3 barres centrales représentent les 3 quartiles (25%, médiane et 50%). Nous illustrons ici une distribution de RMS spectral pour chacune des deux méthodes d'extraction et pour différents intervalles de SNR, chacun comptabilisant le même nombre de simulation. Nous montrons *en haut* le RMS en % en fonction du SNR. Les traits en pointillés indiquent les niveaux à 1%, 5% et 10%. *En bas* nous montrons le rapport $\frac{RMS_{SPS}}{RMS_{HG}}$ pour illustrer l'amélioration apportée par HYPERGAL. Nous ne montrons que la boîte représentant les 3 quartiles de chaque distribution pour plus de clareté visuelle. Le trait en pointillés rouge indique un rapport de 1

Nous observons cependant que même le RMS spectral obtenu avec HYPERGAL ne permet pas d'étude scientifique spectrophotométrique avec la SEDm.

Cet instrument, tout comme ce pipeline, ne sont heureusement pas conçus à cet effet mais à la classification des supernovae observées.

Ce procédé utilise la structure du spectre au travers des raies d'absorptions/émissions caractéristiques de l'objet observé. La classification va donc se baser sur les corrélations entre le spectre extrait et une base de modèle dont la classification est a priori connue. En ce sens, nous avons choisi d'analyser le RMS spectral en retirant le continuum des spectres extraits, à l'instar de ce qui est effectué par SNID ([BLONDIN et TONRY, 2007](#)).

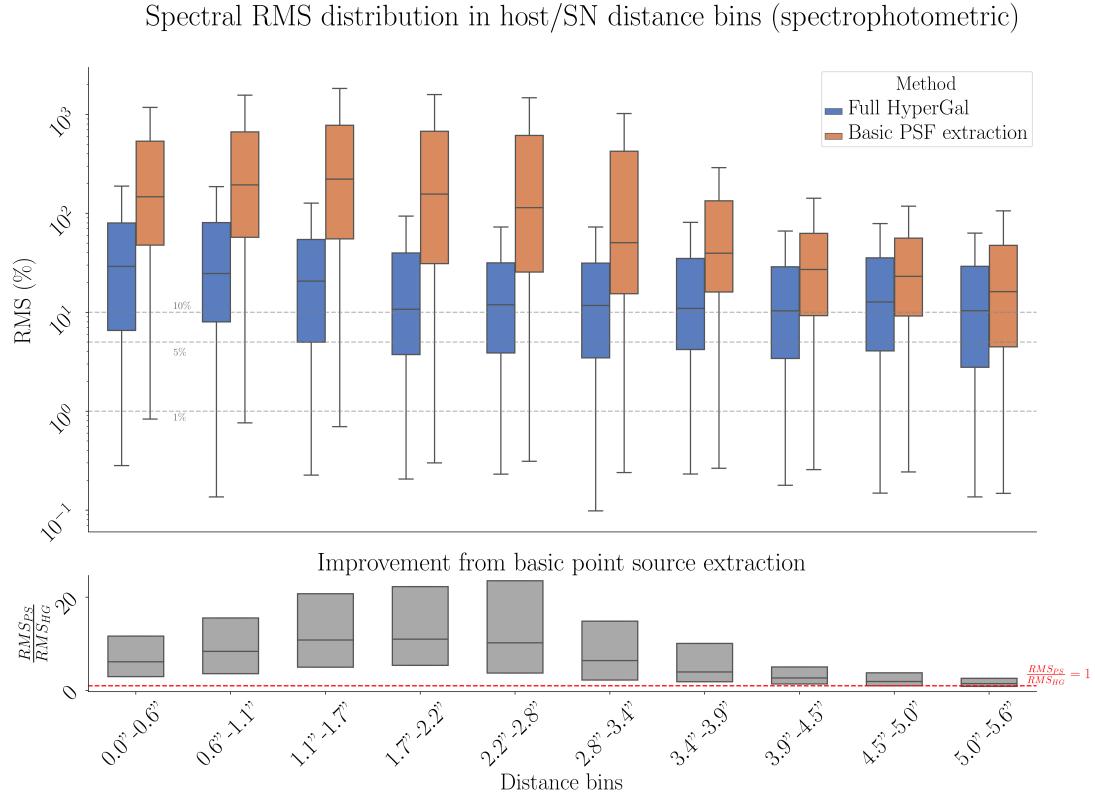


FIGURE 8.7 – Distribution du RMS spectral en fonction de la distance hôte/SN en arcsec sur l'intervalle $[4000, 8000]\text{\AA}$. Les distributions sont présentées en boîtes, dont les 3 barres centrales représentent les 3 quartiles (25%, médiane et 50%). Nous illustrons ici une distribution de RMS spectral pour chacune des deux méthodes d'extraction et pour différents intervalles de distances, chacun comptabilisant le même nombre de simulation. Nous montrons *en haut* le RMS en % en fonction de la distance. Les traits en pointillés indiquent les niveaux à 1%, 5% et 10%. *En bas* nous montrons le rapport $\frac{RMS_{PS}}{RMS_{HG}}$ pour illustrer l'amélioration apportée par HYPERGAL. Nous ne montrons que la boîte représentant les 3 quartiles de chaque distribution pour plus de clareté visuelle. Le trait en pointillés rouge indique un rapport de 1

8.2.2 Précision avec correction de continuum

Afin de faire en sorte que le RMS spectral sonde la structure du spectre extrait, indépendamment de l'amplitude relative avec le spectre de la simulation, nous divisons les deux spectres par leur continuum respectif. Bien que SNID utilise un polynôme d'ordre 13 pour déterminer ce continuum, nous préférons procéder à cet ajustement avec un polynôme d'ordre 5 afin d'éviter un potentiel sur-ajustement de certaines caractéristiques des spectres.

Nous illustrons cette correction dans la Figure 8.8, où nous montrons la comparaison entre un spectre extrait et celui simulé, avant et après division du continuum. Nous pouvons visualiser dans cet exemple un effet de couleur lors de l'extraction menant à un RMS spectral spectrophotométrique de plus de 33%. En corrigéant par le continuum, on remarque que toutes les structures du spectres sont nettement extrait par HYPERGAL, et le RMS spectral tombe à 6%.

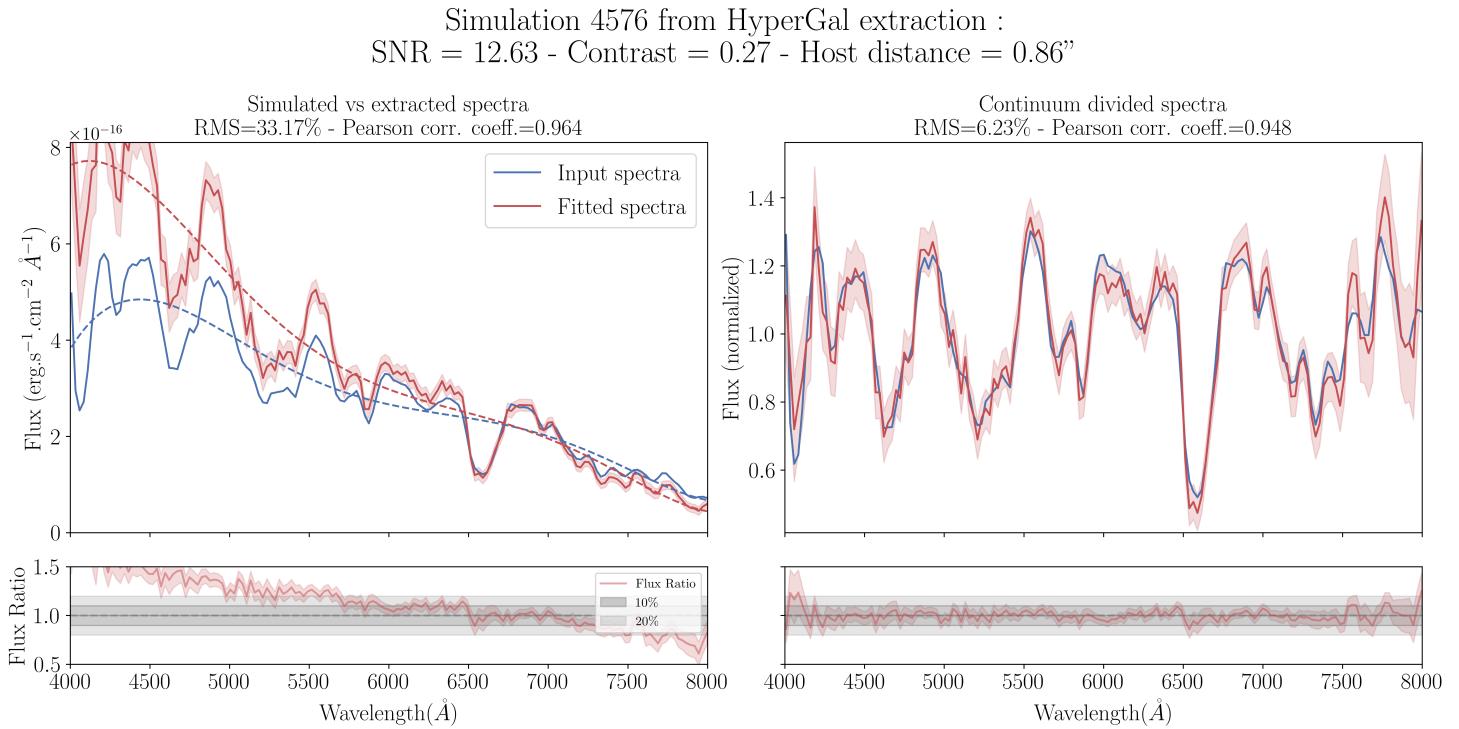


FIGURE 8.8 – Exemple de RMS spectral pour une simulation après correction du continuum. Nous renseignons dans cet exemple les caractéristiques de la simulation, où nous avons un SNR de 12.6, et une distance hôte/SN de 0''.86. *À gauche* nous montrons la comparaison du spectre simulé (en bleu) et du spectre extrait par HYPERGAL (en rouge), ainsi que le rapport entre les flux. Nous observons un effet de couleur intense dégradant fortement le RMS spectrophotométrique sur l'intervalle [4000,8000]Å, atteignant plus de 33%. Les courbes en pointillés représentent le continuum ajusté avec un polynôme d'ordre 5. *À droite* est présenté les mêmes spectres mais cette fois ci après division par le continuum. On peut voir que la structure du spectre simulé est très bien retrouvé, et cette correction ramène le RMS spectral à $\approx 6\%$.

Comme pour le cas spectrophotométrique, nous montrons dans la Figure 8.9 la carte des

corrélations entre les RMS(après division par le continuum) obtenus avec deux méthodes d'extraction et les différents paramètres de la simulation. On remarque cette fois ci que la distance galaxie/SN seule ne présente aucune corrélation avec le RMS spectral obtenu lorsque l'on marginalise sur le SNR. La corrélation entre le RMS spectral et le SNR est très fort, -0.93 pour la méthode HYPERGAL, et -0.83 pour l'extraction simple. Nous pouvons raisonnablement en conclure que si l'objectif est une classification, et donc la capacité d'extraction des caractéristiques du spectre, alors la connaissance du rapport signal sur bruit est suffisante pour estimer la qualité de l'extraction, et ce indépendamment de la distance entre la SN et sa galaxie hôte.

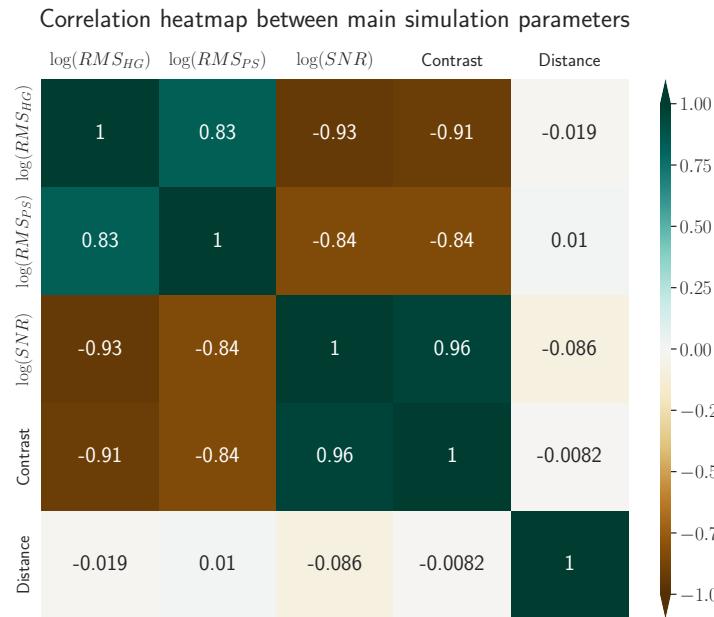


FIGURE 8.9 – Carte des coefficients de corrélation de Pearson des paramètres principaux de la simulation après correction du continuum. La distance n'a plus aucune influence sur le RMS quelque soit la méthode.

Avec cette information, il n'est pas vraiment d'intérêt à étudier l'évolution du RMS en fonction de la distance. Nous nous focalisons donc sur les résultats en fonction du SNR. La Figure 8.10 présente ainsi la distribution en RMS spectral obtenue, après division par le continuum, en fonction de différents intervalles de SNR pour les deux méthodes d'extraction. Indépendamment de leur précision relative, nous apercevons que les deux méthodes obtiennent un RMS spectral $> 25\%$ pour un $SNR < 4$. Dans l'intervalle $4 < SNR < 8$, HYPERGAL commence à se démarquer avec un RMS allant de 10% à 30%, présentant une amélioration médiane de 20% par rapport à l'autre méthode d'extraction. Le RMS médian à 10% est atteint pour un SNR de ≈ 10 , et de 5% pour un SNR de 20. Toutes les simulations avec un $SNR > 40$ ont un RMS spectral $< 5\%$, et le seuil des 2% est franchi dans plus de 80% des extractions pour un $SNR > 60$.

Par rapport à la méthode d'extraction simple, HYPERGAL présente une amélioration médiane d'environ 20% dès un SNR de ≈ 5 , pour monter à environ 50% entre $10 < SNR < 30$, et revenir progressivement à une amélioration médiane de l'ordre de 20% jusqu'aux derniers intervalles de SNR étudiés (> 100).

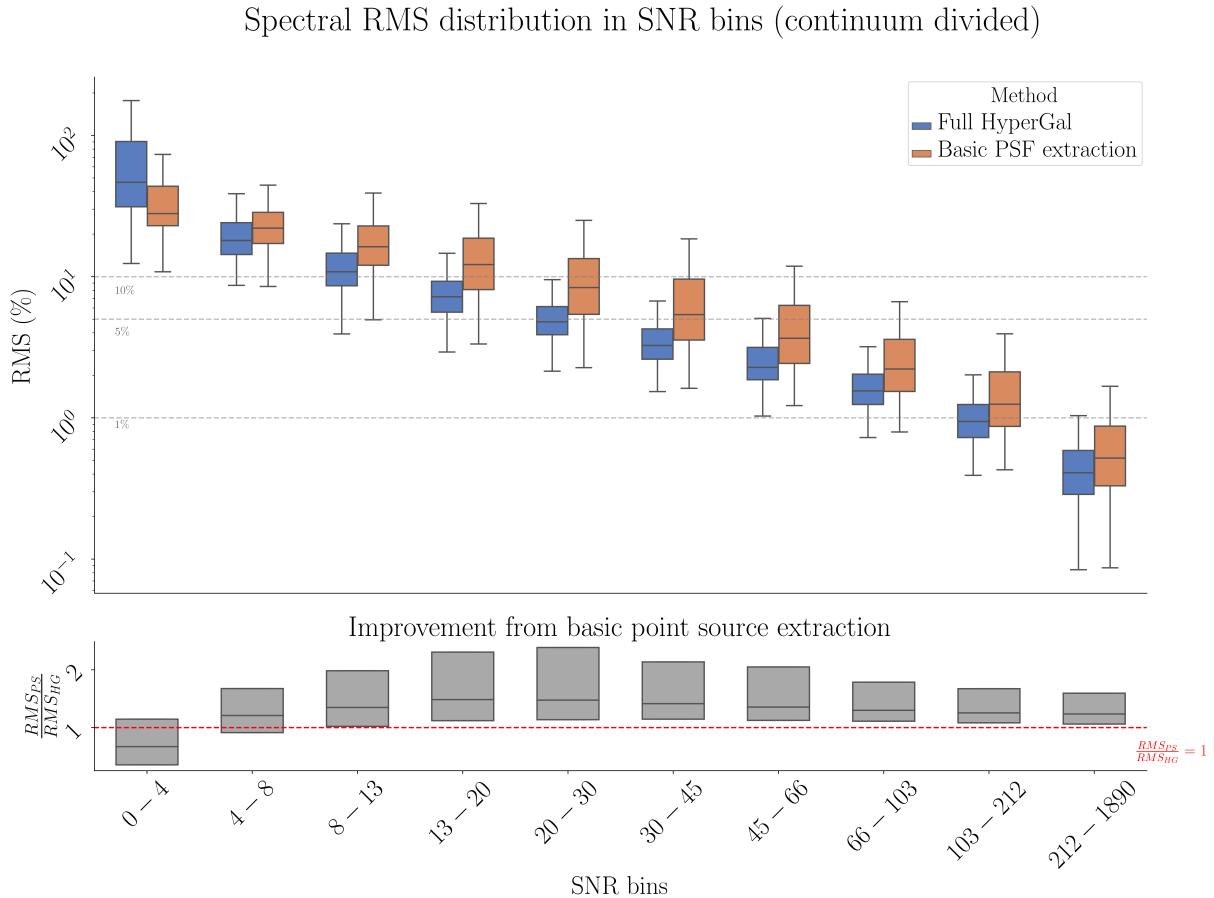


FIGURE 8.10 – Distribution du RMS spectral en fonction du SNR après correction du continuum sur l'intervalle [4000,8000]Å. Les distributions sont présentées en boîtes, dont les 3 barres centrales représentent les 3 quartiles (25%, médiane et 50%). Nous illustrons ici une distribution de RMS spectral pour chacune des deux méthodes d'extraction et pour différents intervalles de SNR, chacun comptabilisant le même nombre de simulation. Nous montrons *en haut* le RMS en % en fonction du SNR. Les traits en pointillés indiquent les niveaux à 1%, 5% et 10%. *En bas* nous montrons le rapport $\frac{RMS_{PSF}}{RMS_{HG}}$ pour illustrer l'amélioration apportée par HYPERGAL. Nous ne montrons que la boîte représentant les 3 quartiles de chaque distribution pour plus de clareté visuelle. Le trait en pointillés rouge indique un rapport de 1.

8.2.3 Efficacité de classification

La dernière analyse de nos simulations, et la plus importante dans le cadre de la SEDm, est celle de l'efficacité d'**HYPERGAL** à classifier les supernovae simulées.

Nous avons pour cela utilisé le même classifieur que ZTF, c'est à dire **SNID**. Les critères de confiance que nous accordons pour la classification sont cependant légèrement plus restreints, ayant régulièrement observé des faux positifs dans les figures de contrôle du pipeline **PYSEDM**. Nous choisissons de fixer le *rlap* minimal à $rlap_{min} = 6$ pour le modèle ajustant le mieux le spectre extrait. Par ailleurs, pour valider une classification au moins 50% des 10 meilleurs modèles doivent être du même type que le premier. Si un seul des critères ci-dessus n'est pas respecté, alors nous classifions le spectre comme étant incertain.

Nous montrons dans la Figure 8.11 les résultats de la classification obtenue avec **HYPERGAL** pour les 5000 simulations, ainsi que l'amélioration par rapport à la méthode d'extraction simple. Comme attendu avec l'étude du RMS spectral, il semble illusoire d'espérer une classification de confiance lorsque le SNR est inférieur à 4. Une amélioration notable est visible dans l'intervalle de $4 < \text{SNR} \leq 8$ pour les supernovae de type Ia, **HYPERGAL** classifiant correctement 80% d'entre elles. Cela s'explique par le grand nombre de caractéristiques du spectre de ce type de supernova, facilitant la classification. Les types Ibc et types II en revanche ne sont retrouvés qu'à 25% et 30% respectivement, certainement parce que ces spectres sont pauvrement structurés.

Le succès de classification monte ensuite entre $8 < \text{SNR} \leq 13$ à près de 95% pour les Ia, 88% pour les types Ibc et 57% pour les types II.

Plus de 99% des types Ia sont correctement classifiées à partir d'un SNR de 13, et plus de 96% des toutes les supernovae sont correctement classifiées pour un SNR supérieur à 30.

L'amélioration vis à vis de la méthode d'extraction simple est clairement identifiée, avec 33% de Ia en plus entre $4 < \text{SNR} \leq 8$, 27% entre $8 < \text{SNR} \leq 13$, 15% entre $13 < \text{SNR} \leq 20$ et 9% entre $20 < \text{SNR} \leq 30$. Au delà l'amélioration est marginale, pour les Ia, mais reste de 19% et 14% pour les Ibc et II respectivement entre $30 < \text{SNR} \leq 45$. Nous n'observons plus d'amélioration notable lorsque le SNR est plus grand que 45.

Nous pouvons en déduire qu'**HYPERGAL** améliore drastiquement la classification des supernovae lorsque le SNR est compris entre 4 et 45, avec une zone optimale entre 8 et 30.

Nous examinons par ailleurs le taux de faux positifs pour les supernovae de type Ia, pouvant mener à une contamination des analyses cosmologiques si non pris en compte. La Figure 8.12 montre ainsi que pour l'intervalle $4 < \text{SNR} \leq 8$, malgré les 80% de classification corrects des Ia et l'amélioration de 33% par rapport à l'autre méthode d'extraction, nous avons près de 9% de faux positifs. Ce pourcentage diminue progressivement à environ 7% entre $8 < \text{SNR} \leq 13$, puis 5.5% entre $13 < \text{SNR} \leq 20$ enfin environ 2.5% pour un SNR entre 20 et 45. Au delà d'un SNR de 45, aucun faux positif n'est comptabilisé, autrement dit toutes les classifications Ia sont effectivement des Ia.

À titre comparatif, la méthode d'extraction simple génère 12% de faux positifs entre $8 < \text{SNR} \leq 13$ puis oscille entre 6.5% et 8.5% dans l'intervalle $13 < \text{SNR} \leq 45$.

Ces résultats illustrent ainsi une forte robustesse d'**HYPERGAL** à classifier les supernovae et notamment les SNeIa à partir d'un $\text{SNR} \approx 10$, et surtout une amélioration conséquente vis à vis de l'ancienne méthode d'extraction, sans la modélisation hyperspectrale de la galaxie hôte.

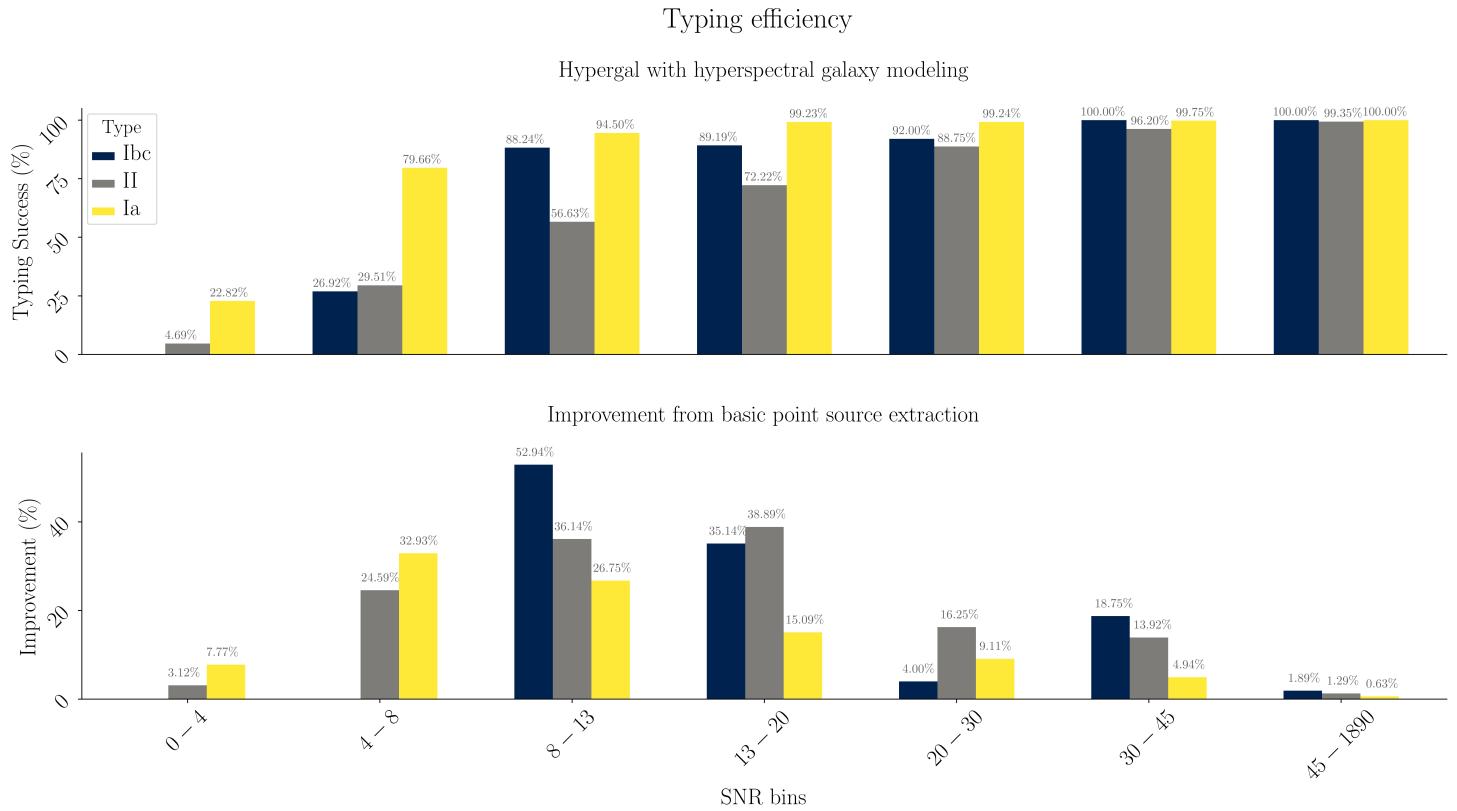


FIGURE 8.11 – Efficacité de classification des simulations. *En haut* nous montrons le pourcentage de classification réussie avec HYPERGAL pour chaque type de supernova et différents intervalles de SNR. Nous avons concaténé les 4 derniers intervalles de SNR car les résultats ne varient plus ou très peu au delà d'un SNR de 45. *En bas* nous montrons l'amélioration de classification par rapport à la méthode d'extraction simple.

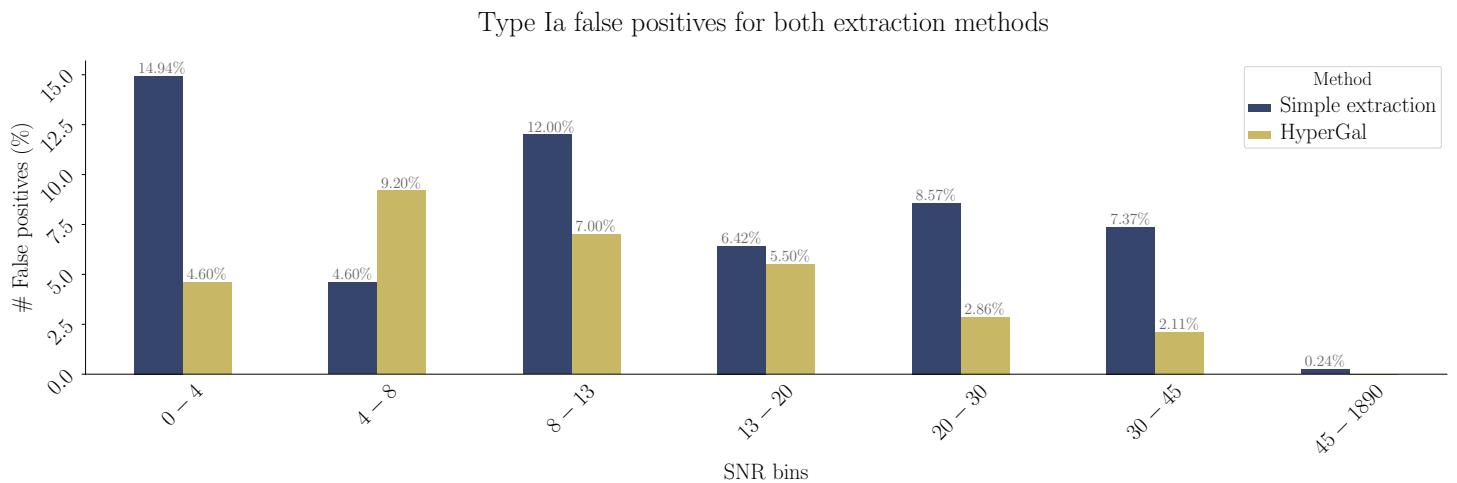


FIGURE 8.12 – Taux de faux positifs dans la classification des SNeIa pour les deux méthodes d'extraction, en fonction du SNR. Le code couleur correspond aux deux méthodes d'extraction.

Bibliographie

- BETOULE M., KESSLER R., GUY J. et al. 2014, « Improved cosmological constraints from a joint analysis of the SDSS-II and SNLS supernova samples », *Astronomy and Astrophysics*, 568, A22 [↑ Section 8.1.4.1](#)
- BLONDIN S. et TONRY J. L. 2007, « Determining the Type, Redshift, and Age of a Supernova Spectrum », *The Astrophysical Journal*, 666, 1024 [↑ Section 8.1.3](#), [↑ Section 8.2.1](#)
- DHAWAN S., GOOBAR A., SMITH M. et al. 2022, « The Zwicky Transient Facility Type Ia supernova survey : first data release and results », *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 510, 2228 [↑ Section 8.1.4.1](#), [↑ Section 8.1.4.1](#)
- FREMLING C., MILLER A. A., SHARMA Y. et al. 2020, « The Zwicky Transient Facility Bright Transient Survey. I. Spectroscopic Classification and the Redshift Completeness of Local Galaxy Catalogs », *The Astrophysical Journal*, 895, 32 [↑ Section 8.1.4.1](#)
- GUY J., ASTIER P., BAUMONT S. et al. 2007, « SALT2 : using distant supernovae to improve the use of type Ia supernovae as distance indicators », *Astronomy and Astrophysics*, 466, 11 [↑ Section 8.1.4.1](#)
- GUY J., ASTIER P., NOBILI S., REGNAULT N. et PAIN R. 2005, « SALT : a spectral adaptive light curve template for type Ia supernovae », *Astronomy and Astrophysics*, 443, 781 [↑ Section 8.1.4.1](#)
- GUY J., SULLIVAN M., CONLEY A. et al. 2010, « The Supernova Legacy Survey 3-year sample : Type Ia supernovae photometric distances and cosmological constraints », *Astronomy and Astrophysics*, 523, A7 [↑ Section 8.1.4.1](#)
- RIGAULT M., NEILL J. D., BLAGORODNOVA N. et al. 2019, « Fully automated integral field spectrograph pipeline for the SEDMachine : pysedm », *Astronomy and Astrophysics*, 627, A115 [↑ Section 8.2](#)
- SAVITZKY A. et GOLAY M. J. E. 1964, « Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures », *Analytical Chemistry*, 36, 1627 [↑ Section 8.1.3](#)