

Évolution avec le redshift

« Citation test »

Autaire

Comme présenté Chapitre ??, la nature détaillée des SNe Ia reste incertaine, et à mesure que les statistiques des relevés augmentent, la question des incertitudes systématiques astrophysiques se pose, notamment celle de l'évolution des populations de SNe Ia. Dans cette perspective, nous avons discuté Chapitre ?? des tentatives d'amélioration de notre connaissance de la physique des SNe Ia par le biais de l'étude de corrélations entre leurs propriétés et leur environnement. Nous avons montré l'existence d'un biais en lien avec la masse globale de la galaxie hôte d'une SN, et mis en évidence l'exitence de sous-populations basées sur l'âge qui pourraient être plus pertinentes en tant que traceur de la différence des propriétés observées dans les SNe.

Notre thèse s'appuie sur cette hypothèse et le lien établi par RIGAULT et al. (2020) entre l'étiement des SNe et leur âge. Dans ce chapitre, nous étudions la dépendance au redshift de l'étiement de courbe de lumière issu d'un ajustement par SALT2.4 de SNe Ia, qui est une propriété purement intrinsèque des SNe, afin de sonder sa dérive potentielle avec le redshift. Nous modélisons différentes dépendances Section I.1 et donnons les résultats de notre analyse Section I.2 : nous y verrons que la dérive astrophysique des propriétés des SNe Ia est fortement favorisée et que les modèles de distribution sous-jacente d'étiements constants avec le redshift sont exclus comme étant de bonnes représentations des données par rapport à notre modèle de référence.

Sommaire

I.1 Modélisation de l'étiement	2
I.1.1 Paramétrisations	3
I.1.2 Implémentation	4
I.2 Résultats	6
I.2.1 Comparaison aux données	6
I.2.2 Tests supplémentaires	9
I.2.3 Discussion	10
I.3 Prédictions et amélioration	13

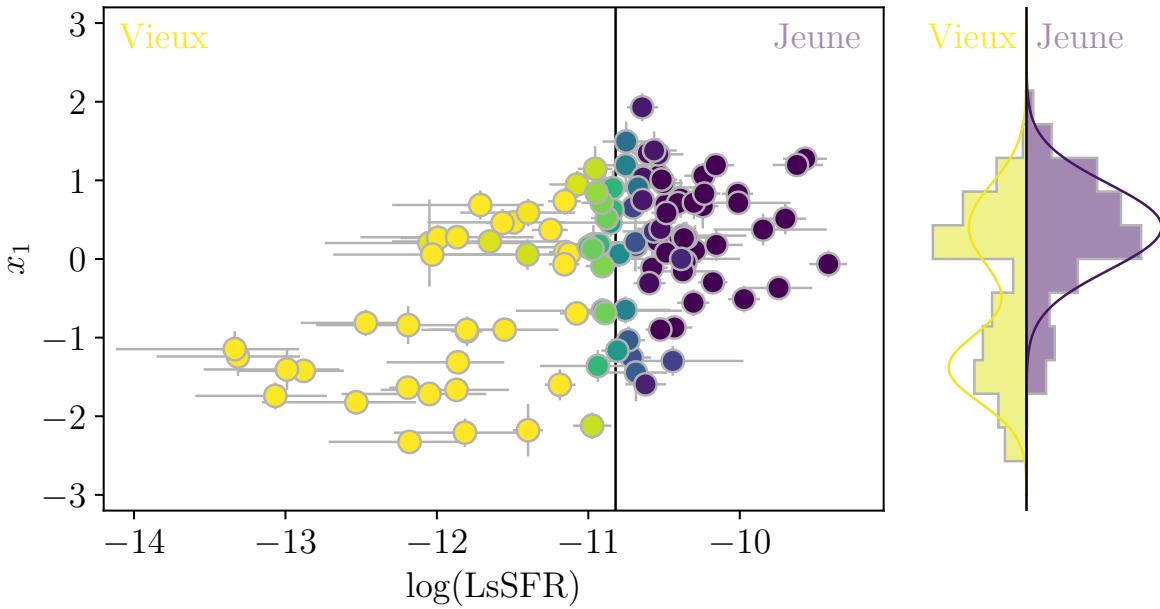


FIGURE I.1 – *Principal* : étirement de courbe de lumière (x_1) issu d’un ajustement par SALT2.4 en fonction du LsSFR pour les SNe de SNfactory. La couleur correspond à la probabilité p_y que la SN Ia soit jeune, c’est-à-dire qu’elle ait $\log \text{LsSFR} \geq -10.82$ (voir RIGAULT et al. 2020). *À droite* : histogramme pondéré par p_y des étirements des SNe, ainsi que le modèle de base ajusté ; les contributions de la population jeune et âgée sont indiquées en violet et en jaune, respectivement.

I.1 Modélisation de l’étirement

Pour modéliser l’évolution de la distribution complète de l’étirement des SNe en fonction du redshift, nous devons modéliser la distribution de l’étirement des SNe pour chaque sous-échantillon d’âge étant donné notre modèle susmentionné de l’évolution de la fraction des SNe Ia jeunes et vieilles avec le temps cosmique. RIGAULT et al. (2020) ont présenté la relation entre l’étirement des SN et la mesure du LsSFR, un traceur de l’âge des progéniteurs, en utilisant l’échantillon SNfactory (voir Section ??). Cette relation est illustrée dans la Fig. I.1 pour les SNe de SNfactory utilisées dans l’analyse actuelle. Étant donné la structure du nuage de points étirement-LsSFR, notre modèle de la distribution sous-jacente de l’étirement des SN Ia est défini comme suit :

- la distribution de l’étirement de la population la plus jeune ($\log(\text{LsSFR}) \geq -10.82$) est modélisée comme une distribution normale unique $\mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1^2)$;
- et la distribution de l’étirement de la population la plus âgée ($\log(\text{LsSFR}) < -10.82$) est modélisée comme un mélange gaussien bimodal $a \times \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1^2) + (1-a) \times \mathcal{N}(\mu_2, \sigma_2^2)$, où un mode est le même que pour la population jeune, a représentant l’effet relatif des deux modes.

La fonction de distribution de probabilité (pdf) de l’étirement d’une SN donnée sera alors la combinaison linéaire des distributions d’étirement de ces deux populations, pondérées par sa probabilité y^i d’être jeune. De manière générale cependant, la fraction de

TABLE I.1 – Valeurs des paramètres issus des meilleurs ajustements du modèle de distribution de l'étirement de base lorsqu'il est appliqué à l'ensemble de données de SNfactory seulement (114 SNe Ia), à l'échantillon fiduciel (569 SNe Ia) ou à l'échantillon conservatif (422).

Échantillon	μ_1	σ_1	μ_2	σ_2	a
SNfactory	0.41 ± 0.05	0.55 ± 0.04	-1.38 ± 0.07	0.44 ± 0.06	0.48 ± 0.06
Fiduciel	0.37 ± 0.04	0.61 ± 0.03	-1.22 ± 0.11	0.56 ± 0.07	0.51 ± 0.07
Conservatif	0.38 ± 0.04	0.60 ± 0.03	-1.26 ± 0.09	0.53 ± 0.06	0.47 ± 0.06

jeunes SNe Ia est donnée par $\delta(z)$ (voir Équation ??), et donc notre modèle de dérive avec le redshift de la moyenne de la distribution sous-jacente d'étirement $X_1(z)$ est donnée par :

$$X_1(z) = \delta(z) \times \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1^2) + (1 - \delta(z)) \times [a \times \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1^2) + (1 - a) \times \mathcal{N}(\mu_2, \sigma_2^2)] \quad (\text{I.1})$$

Ceci constitue notre modèle de dérive de base.

I.1.1 Paramétrisations

Compte tenu de la probabilité y^i qu'une SN donnée soit jeune et supposant notre modèle de base (voir Section I.1), la probabilité de mesurer un étirement **SALT2.4** x_1^i avec une erreur dx_1^i est donné par :

$$\begin{aligned} \mathcal{P}(x_1^i | \vec{\theta}; dx_1^i, y^i) &= y^i \times \mathcal{N}(x_1^i | \mu_1, \sigma_1^2 + dx_1^{i2}) + \\ &(1 - y^i) \times \left[a \times \mathcal{N}(x_1^i | \mu_1, \sigma_1^2 + dx_1^{i2}) + \right. \\ &\quad \left. (1 - a) \times \mathcal{N}(x_1^i | \mu_2, \sigma_2^2 + dx_1^{i2}) \right] \end{aligned} \quad (\text{I.2})$$

L'estimation du maximum de vraisemblance des cinq paramètres libres $\vec{\theta} \equiv (\mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2, a)$ du modèle s'obtient en ajustant l'équation suivante :

$$-2 \ln(L) = -2 \sum_i \ln \mathcal{P}(x_1^i | \vec{\theta}; dx_1^i, y^i) \quad (\text{I.3})$$

Selon que nous pouvons estimer y^i directement à partir des mesures de LsSFR ou non, il y a deux façons de procéder. Nous les décrivons ci-dessous.

Avec LsSFR

Pour l'échantillon SNfactory, nous pouvons facilement fixer $y^i = p_y^i$, la probabilité d'avoir $\log(\text{LsSFR}) \geq -10,82$ (voir Figure I.1) afin de minimiser l'Équation I.3 par rapport à $\vec{\theta}$. Les résultats de l'ajustement de ce modèle avec les SNe Ia de SNf sont présentés dans la Tableau I.1 et illustrés Figure I.2.

Sans LsSFR

Lorsque les mesures directes de LsSFR font défaut (c'est-à-dire en absence de p_y^i), nous pouvons étendre cette analyse aux autres échantillons que SNfactory en utilisant l'évolution avec le redshift de la fraction $\delta(z)$ des jeunes SNe Ia (Équation ??) comme un indicateur alternatif de la probabilité qu'une SN soit jeune. Cela implique toujours la minimisation de l'Équation I.3 par rapport aux paramètres $\vec{\theta} \equiv (\mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2, a)$ de la distribution d'étirement X_1 (Équation I.2) mais en supposant cette fois que $y^i = \delta(z^i)$ pour une SN i donnée.

Pour le reste de cette analyse, nous avons ainsi ajusté l'Équation I.3 en utilisant p_y^i la probabilité que la SN i soit jeune lorsqu'elle est disponible (c'est-à-dire pour les données de SNfactory) et $\delta(z^i)$, la fraction attendue de jeunes SNe Ia au redshift z^i de la SN sinon.

Les résultats de l'ajustement de ce modèle à l'ensemble des 569 (respectivement 422) SNe Ia de l'échantillon fiduciel (conservatif) sont présentés dans la Tableau I.1, et l'évolution prédictive de l'étirement avec le redshift (x_1 attendu compte tenu de la distribution de l'équation I.1) est illustrée sous la forme d'une bande bleue dans la Figure I.2 qui tient compte des erreurs des paramètres et de leurs covariances. Cette figure montre que l'étirement moyen mesuré des SNe Ia par intervalle de redshift (contenant tous le même nombre de données) suit de près notre modélisation de la dérive avec le redshift. C'est en effet ce que l'on attend si les environnements vieux favorisent les faibles étirements de SN (voir par exemple Howell et al. 2007) et si la fraction de vieilles SNe Ia diminue en fonction du redshift. Nous discutons quantitativement de ces résultats Section I.2.

I.1.2 Implémentation

Dans la Section I.1.1, nous avons modélisé la distribution sous-jacente de l'étirement des SNe Ia en suivant RIGAULT et al. (2020), c'est-à-dire avec une unique Gaussienne pour les jeunes SNe et un mélange de deux Gaussiennes pour la population des vieilles SNe Ia, la première étant la même que pour la jeune population et la seconde une qui est spécifique aux SNe à déclin rapide qui semblent n'exister que dans les environnements localement vieux. C'est ce que nous appelons notre modèle de base. Cependant, pour tester différents choix de modélisation, nous avons mis en œuvre une suite de paramétrisations alternatives que nous avons également ajustées aux données en suivant la procédure décrite dans la Section I.1.1.

HOWELL et al. (2007) ont utilisé un modèle unimodal plus simple par catégorie d'âge, en supposant une distribution normale unique pour chacune des populations jeune et âgée. Nous avons donc considéré un modèle « Howell+dérive », comportant une seule Gaussienne par groupe d'âge et intégrant la dérive avec $\delta(z)$ de l'équation ?.?. L'évolution moyenne de l'étirement avec le redshift ce modèle est tracé en vert Figure I.2.

Alternativement, comme nous cherchons à vérifier l'existence d'une évolution avec le redshift, nous avons également testé des modèles constants en limitant les modèles de base et de HOWELL à utiliser une fraction de jeunes SNe Ia $\delta(z) \equiv f$ indépendante du redshift ; ces modèles sont appelés ci-après « base+constant » et « Howell+constant ».

Nous avons également considéré un autre modèle intrinsèquement non-dérivant, la forme fonctionnelle développée pour la méthode *BEAMS with Bias Correction* (BBC, SCOLNIC et KESSLER 2016; KESSLER et SCOLNIC 2017), utilisée dans les analyses cosmologiques

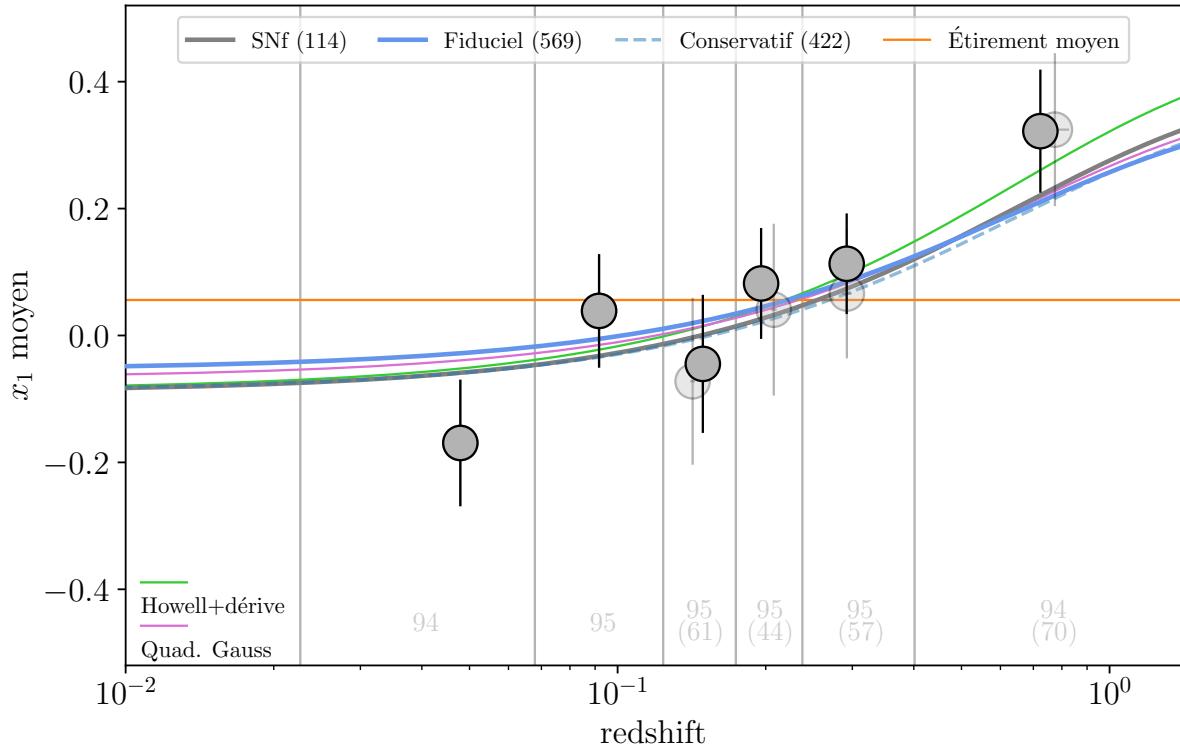


FIGURE I.2 – Évolution de l'étirement moyen (x_1) des SNe Ia issus d'un ajustement SALT2.4 en fonction du redshift pour notre modèle de base. Les marqueurs montrent la simple moyenne de l'étirement (les erreurs sont estimées à partir de la dispersion) mesurée dans des intervalles de redshift de tailles d'échantillon égales, indiquées en gris clair en bas de chaque intervalle. Les marqueurs opaques et transparents sont utilisés lorsque les échantillons fiduciel ou conservatif sont considérés, respectivement. La ligne horizontale orange représente l'étirement moyen pour le modèle Gaussien sans dérive (dernière ligne de le Tableau I.2) sur l'échantillon fiduciel. Les meilleurs ajustements de notre modèle de dérive de base sont présentés en bleu, bleu pointillé et gris lorsqu'ils sont ajustés sur l'échantillon fiduciel, conservatif ou l'ensemble de données SNfactory uniquement, respectivement ; ils sont tous compatibles entre eux et avec les données. La bande bleu clair illustre l'amplitude de l'erreur (covariance comprise) du modèle le mieux ajusté lorsqu'on considère l'ensemble de données fiduciel. Les lignes verte et violette représentent les meilleurs ajustements d'autres modèles dérivants, voir Sections I.1.2, I.2.2.

utilisant les SNe Ia les plus récentes (par exemple [SCOLNIC et al. 2018; ABBOTT et al. 2019](#); [RIESS et al. 2016, 2019](#)) pour tenir compte des biais de MALMQUIST. Le formalisme de BBC suppose des distributions d'étirement Gaussiennes asymétriques basées sur la forme de chaque échantillon (et donc intrinsèquement sans dérive) : $\mathcal{N}(\mu, \sigma_-^2 \text{ si } x_1 < \mu, \text{ sinon } \sigma_+^2)$. L'idée derrière cette approche par échantillon est double ([SCOLNIC et KESSLER 2016](#); [SCOLNIC et al. 2018](#)) :

- 1) Les biais de MALMQUIST sont déterminés par les propriétés des relevés ;
- 2) Comme les relevés actuels couvrent des plages de redshift limitées, une approche par échantillon couvre certaines informations potentielles sur l'évolution avec le redshift.

Une discussion plus détaillée sur BBC se trouve Section [I.2.3](#). Enfin, par souci d'exhaustivité, nous avons également considéré des modèles Gaussiens purs et asymétriques indépendants du redshift.

I.2 Résultats

Nous exposons dans cette section les résultats quantitatifs de cette étude Section [I.2.1](#) et proposons une discussion de ceux-ci Section [I.2.3](#).

I.2.1 Comparaison aux données

Nous avons ajusté chacun des modèles décrits ci-dessus sur les échantillons fiduciel et conservatif (voir Chapitre [??](#)). Les résultats sont rassemblés dans le Tableau [I.2](#) et sont illustrés Figure [I.3](#).

TABLE I.2 – Comparaison de la capacité relative de chaque modèle à décrire les données.

Nom	dérive	k	Échantillon fiduciel (569 SNe)			Échantillon conservatif (422 SNe)		
			$-2 \ln(L)$	AIC	ΔAIC	$-2 \ln(L)$	AIC	ΔAIC
Base	$\delta(z)$	5	1456,7	1466,7	–	1079,5	1089,5	–
Howell+dérive	$\delta(z)$	4	1463,3	1471,3	–4,6	1088,2	1096,2	–6,7
Asymétrique	–	3	1485,2	1491,2	–24,5	1101,3	1107,3	–17,8
Howell+constant	f	5	1484,2	1494,2	–27,5	1101,2	1111,2	–21,7
Base+const	f	6	1484,2	1496,2	–29,5	1101,2	1113,2	–23,7
Asym. par échant.	Par échant.	3×5	1468,2	1498,2	–31,5	1083,6	1113,6	–24,1
Gaussienne	–	2	1521,8	1525,8	–59,1	1142,6	1146,6	–57,1

Notes. Pour chaque modèle considéré, nous indiquons si le modèle dérive ou non, son nombre de paramètres libres k , et pour les échantillons fiduciel et conservatif, $-2 \ln(L)$ (voir Équation [I.3](#)), l'AIC et la différence d'AIC (ΔAIC) entre ce modèle et le modèle de base, choisi comme référence car présentant l'AIC le plus faible.

Parce que les divers modèles présentent différents degrés de liberté, nous avons utilisé le critère d'information d'AKAIKE (AIC, voir par exemple [BURNHAM 2004](#)) pour comparer leur capacité à décrire correctement les observations. Cet estimateur pénalise l'ajout de

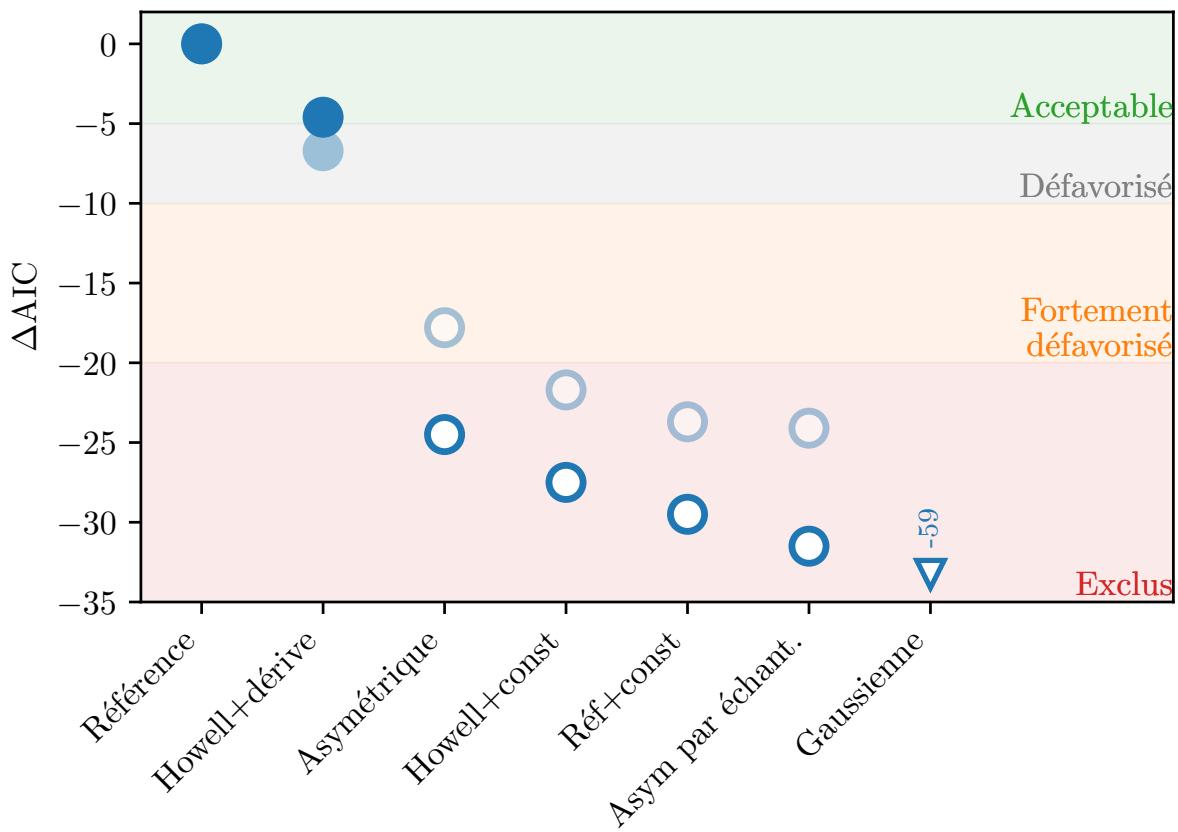


FIGURE I.3 – ΔAIC entre le modèle de référence et les autres modèles (voir Tableau I.2). Les marqueurs bleus pleins et ouverts correspondent aux modèles avec et sans dérive du redshift, respectivement. Les marqueurs transparents montrent les résultats lorsque l’analyse est effectuée sur l’échantillon conservatif plutôt que sur l’échantillon fiduciel. Les bandes de couleur illustrent la validité des modèles, d’acceptable ($\Delta AIC > -5$) à exclu ($\Delta AIC < -20$), voir le corps de texte. En suivant ces valeurs d’AIC, tous les modèles sans dérive (marqueurs ouverts) sont exclus car il représentent moins bien les données que le modèle de référence, avec dérive.

degrés de liberté supplémentaire afin d’éviter un ajustement excessif des données. Il est défini comme suit :

$$AIC = -2 \ln(L) + 2k, \quad (I.4)$$

où $-2 \ln(L)$ est obtenu en minimisant l’Équation I.3, et k est le nombre de paramètres libres à ajuster. Le modèle de référence est celui de plus petit AIC ; par rapport à ce modèle, les modèles avec $\Delta AIC > -5$ sont qualifiés d’acceptables, ceux avec $-5 > \Delta AIC > -20$ ne sont pas favorisés et ceux avec $\Delta AIC < -20$ sont jugés exclus. Cela correspond approximativement aux limites de 2, 3 et 5σ pour une distribution de probabilité Gaussienne.

Le meilleur modèle (avec le plus petit AIC) est le modèle dit de base et constitue donc notre modèle de référence ; ceci est vrai pour les échantillons fiduciel et conservatif. Le modèle de base a également le plus petit $-2 \ln(L)$, ce qui en fait le modèle le plus probable même si l’on ne tient pas compte de la question de l’ajustement excessif qui est pris en compte par le formalisme de l’AIC.

En outre, nous constatons que les distributions d'étirement indépendantes du redshift sont toutes exclues comme descriptions appropriées des données relativement au modèle de base. Le meilleur modèle non-dérivant (le modèle asymétrique) a une chance très marginale ($p \equiv \exp(\Delta\text{AIC}/2) = 5 \times 10^{-6}$) de décrire les données aussi bien que le modèle de base. Ce résultat n'est qu'une évaluation quantitative de faits qualitatifs qui sont clairement visibles sur la Figure I.2 : l'étirement moyen des SNe par intervalle de redshift suggère fortement une évolution significative du redshift plutôt qu'une valeur constante, et cette évolution est bien décrite par l'Équation ??.

De manière surprenante, la modélisation asymétrique Gaussienne par échantillon utilisée par les implémentations actuelles de la technique BBC (SCOLNIC et KESSLER 2016; KESSLER et SCOLNIC 2017) présente l'une des valeurs d'AIC les plus élevées de notre analyse. Bien que son $-2 \ln(L)$ soit le plus petit de tous les modèles indépendants du redshift (mais toujours inférieur de 11,5 au modèle de référence), il est fortement pénalisé car il nécessite 15 paramètres libres (μ_0, σ_{\pm} pour chacun des cinq échantillons de l'analyse). Par conséquent, il en résulte un $\Delta\text{AIC} < -20$, ce qui pourrait être interprété comme une probabilité $p = 2 \times 10^{-7}$ d'être une aussi bonne représentation des données que le modèle de référence.

Nous notons que lorsque l'on compare des modèles qui ont été ajustés sur des sous-échantillons individuels plutôt que globalement, le critère d'information bayésien ($\text{BIC} = -2 \ln(L) + k \ln(n)$, avec n le nombre de points de données) pourrait être plus adapté que l'AIC car il tient explicitement compte du fait que chaque sous-échantillon est ajusté séparément : le BIC du modèle par échantillon est alors la somme des BIC de chaque échantillon. Nous trouvons $\Delta\text{BIC} = -48$, ce qui réfute également le modèle Gaussien asymétrique par échantillon comme étant aussi pertinent que notre modèle de référence.

Afin de s'assurer que nos résultats ne sont pas influencés par le sous-échantillon HST incomplètement modélisé, nous avons recalculé le ΔAIC pour chaque modèle en excluant cet ensemble de données ; cela n'a pas modifié le ΔAIC de plus que quelques dixièmes. La cohérence de ces valeurs avec celles du Tableau I.2 montre que le sous-échantillon HST n'influence pas nos conclusions.

Nous rapportons dans le Tableau I.3 notre détermination de μ_0 et σ_{\pm} pour chaque échantillon lorsqu'un modèle Gaussien asymétrique a été appliqué, et ajusté sur les échantillons normalement sans effets de sélection en utilisant nos coupes fiducielles (voir Chapitre ??). Nos résultats sont en accord étroit avec ceux de SCOLNIC et KESSLER (2016) pour SNLS et SDSS et avec les résultats rapportés par SCOLNIC et al. (2018) pour PS1, qui ont dérivé ces paramètres de modèle en utilisant le formalisme complet BBC, qui utilise de nombreuses simulations pour modéliser les effets de sélection observationnels (voir les détails par exemple Section 3 de KESSLER et SCOLNIC 2017, et le Chapitre ??). L'accord entre notre ajustement des Gaussiennes asymétriques sur la partie supposée sans effets de sélection des échantillons et les résultats dérivés en utilisant le formalisme BBC soutient notre approche pour construire un échantillon avec des effets de sélection observationnels négligeables. Si nous devions utiliser les valeurs les mieux ajustées de SCOLNIC et KESSLER (2016) et de SCOLNIC et al. (2018) pour les paramètres asymétriques μ_0, σ_{\pm} pour les échantillons SNLS, SDSS et PS1 respectivement, le ΔAIC entre notre modèle modèle de dérive de référence et la modélisation BBC irait encore plus loin, passant de -32 à -47. Nous discutons plus en détail de la conséquence de ce résultat pour la cosmologie dans la Section I.2.3.

TABLE I.3 – Paramètres de meilleur ajustement pour notre modélisation asymétrique par échantillon de la distribution d'étirement sous-jacente.

Asymétrique	σ_-	σ_+	μ_0
SNfactory	$1,34 \pm 0,13$	$0,41 \pm 0,10$	$0,68 \pm 0,15$
SDSS ¹	$1,31 \pm 0,11$	$0,42 \pm 0,09$	$0,72 \pm 0,13$
PS1 ²	$1,01 \pm 0,11$	$0,52 \pm 0,12$	$0,38 \pm 0,16$
SNLS ³	$1,41 \pm 0,13$	$0,15 \pm 0,13$	$1,22 \pm 0,15$
HST	$0,76 \pm 0,36$	$0,79 \pm 0,35$	$0,11 \pm 0,44$

Notes. On compare ces valeurs à celles des études intégrant les mêmes distributions asymétriques.

¹ $\sigma_- = 1,65 \pm 0,08$, $\sigma_+ = 0,10 \pm 0,10$, $\mu_0 = 1,14 \pm 0,03$
(Tableau 1, [SCOLNIC et KESSLER 2016](#))

² $\sigma_- = 0,96 \pm 0,16$, $\sigma_+ = 0,51 \pm 0,14$, $\mu_0 = 0,37 \pm 0,21$
(Tableau 3, [SCOLNIC et al. 2018](#))

³ $\sigma_- = 1,23 \pm 0,10$, $\sigma_+ = 0,28 \pm 0,10$, $\mu_0 = 0,96 \pm 0,14$
(Tableau 1, [SCOLNIC et KESSLER 2016](#))

I.2.2 Tests supplémentaires

Nous avons également effectué des tests permettant au mode d'étirement élevé de la population âgée de différer de celui de la population jeune, ajoutant ainsi deux degrés de liberté (μ_1^O, σ_1^O , voir ligne 3 Figure I.4). L'ajustement correspondant n'est pas significativement meilleur, avec un ΔAIC de $-0,4$ du fait de la pénalisation de cet estimateur. Cela renforce notre hypothèse selon laquelle les populations jeune et âgée semblent effectivement partager le même mode sous-jacent d'étirement élevé. De plus, nous pouvons nous demander si un mode de faible étirement pourrait également exister dans la population jeune (voir la Figure I.1). Nous avons testé cette hypothèse en permettant à cette population d'être également bimodale, en rajoutant également deux paramètres (μ_2^Y, σ_2^Y , ligne 4 Figure I.4). Nous avons constaté que l'amplitude d'un tel mode de faible étirement est fondamentalement 0 dans cette jeune population, n'apportant aucune amélioration dans la qualité de l'ajustement (même $-2 \ln(L)$ que le modèle de base), et donc discriminé négativement par la réduction de son AIC ($\Delta\text{AIC} = -2,0$).

Finalement, nous avons également implémenté un modèle combinant ces deux hypothèses, c'est-à-dire avec deux Gaussiennes par catégorie d'âge, chacune de ces quatre Gaussiennes pouvant différer les unes des autres. Celui-ci présente alors quatre valeurs moyennes sensiblement différentes, d'amplitudes non-compatibles avec 0 (voir ligne 1 Figure I.4). Une telle liberté dans la paramétrisation permet alors à ce modèle d'être considéré comme une bien meilleure représentation des données que notre modèle de référence, avec un $\Delta\text{AIC} = 6,17$. Sa version constante avec le redshift reste cependant complètement défavorisée avec un $\Delta\text{AIC} = -32,07$. L'évolution moyenne de l'étirement avec le redshift de ce modèle est représenté en violet Figure I.2 sous la légende « Quad. Gauss ». Bien que sa qualité d'ajustement soit nettement supérieure à notre modèle de base, il n'a pas été conservé dans cette analyse étant donné la complexité de sa composition,

peu motivée physiquement, et la grande similitude dans l'évolution moyenne en résultant. Cette implémentation semblerait principalement représenter une limite à la définition de l'AIC et à sa capacité à permettre de discriminer deux modèles censés représenter une réalité physique. L'ensemble des modèles testés sont présentés Figure I.4.

Enfin, le fait d'ignorer les mesures du LsSFR, qui ne sont disponibles que pour l'ensemble de données SNfactory (voir la Section ??), réduit la pertinence des résultats présentés dans cette section, comme prévu. Malgré cela, les modèles non-dérivants restent fortement défavorisés. Voir le Tableau I.4 et la Figure I.5. Par exemple, le modèle asymétrique Gaussien par échantillon le mieux ajusté est toujours $\Delta\text{AIC} < -10$, ce qui est moins représentatif des données que notre modèle de dérive de référence. On note que les seuls modèles impactés par l'absence de LsSFR dans leur ajustement sont les modèles dérivants : fixer la fraction de jeunes SNe Ia rend les modèles insensibles à ce paramètre. Ces résultats permettent de marquer la forte information apportée par ce traceur, expliquant pourquoi les études de distributions sous-jacentes n'utilisant pas le LsSFR sont moins clivantes que celle-ci. Plus généralement, cela soulève la question de savoir dans quelle mesure un traceur environnemental (ici le LsSFR) trace l'âge. Cette question a reçu une analyse dédiée dans [BRIDAY et al. \(2022\)](#).

TABLE I.4 – Comparaison de la capacité relative de chaque modèle à décrire les données par rapport au modèle de référence sans utiliser le LsSFR.

Nom	dérive	k	Échantillon fiduciel (569 SNe)		
			$-2 \ln(L)$	AIC	ΔAIC
Référence	$\delta(z)$	5	1477,8	1487,8	–
Howell+dérive	$\delta(z)$	4	1479,3	1487,3	+0,5
Asymétrique	–	3	1485,2	1491,2	-3,4
Howell+constant	f	5	1484,2	1494,2	-6,4
Référence+const	f	6	1484,2	1496,2	-8,4
Asym. par échant.	Par échant.	3×5	1468,2	1498,2	-10,9
Gaussienne	–	2	1521,8	1525,8	-38,0

Notes. Dans cette étude sans LsSFR, on remarque que seuls les deux modèles dérivants changent de valeur par rapport au Tableau I.2 : fixer la fraction de jeunes étoiles rend les modèles insensibles à l'utilisation du LsSFR. Dans cette disposition, le modèle de référence arrive second au niveau de l'AIC, mais toujours premier au classement par $-2 \ln(L)$.

I.2.3 Discussion

À notre connaissance, la modélisation de la dérive des redshifts des SNe Ia n'a jamais été explicitement utilisée dans les analyses cosmologiques, bien qu'un formalisme de hiérarchie bayésienne tel que UNITY ([RUBIN et al. 2015](#)), BAHAMAS ([SHARIFF et al. 2016](#)) ou Steve ([HINTON et al. 2019](#)) puisse facilement le permettre (voir, par exemple, les sections 1.3 et 2.5 de [RUBIN et al. 2015](#)). Ne pas le faire constitue un problème de second ordre pour la cosmologie avec les SNe Ia car cela n'affecte que la manière dont le biais de MALMQUIST

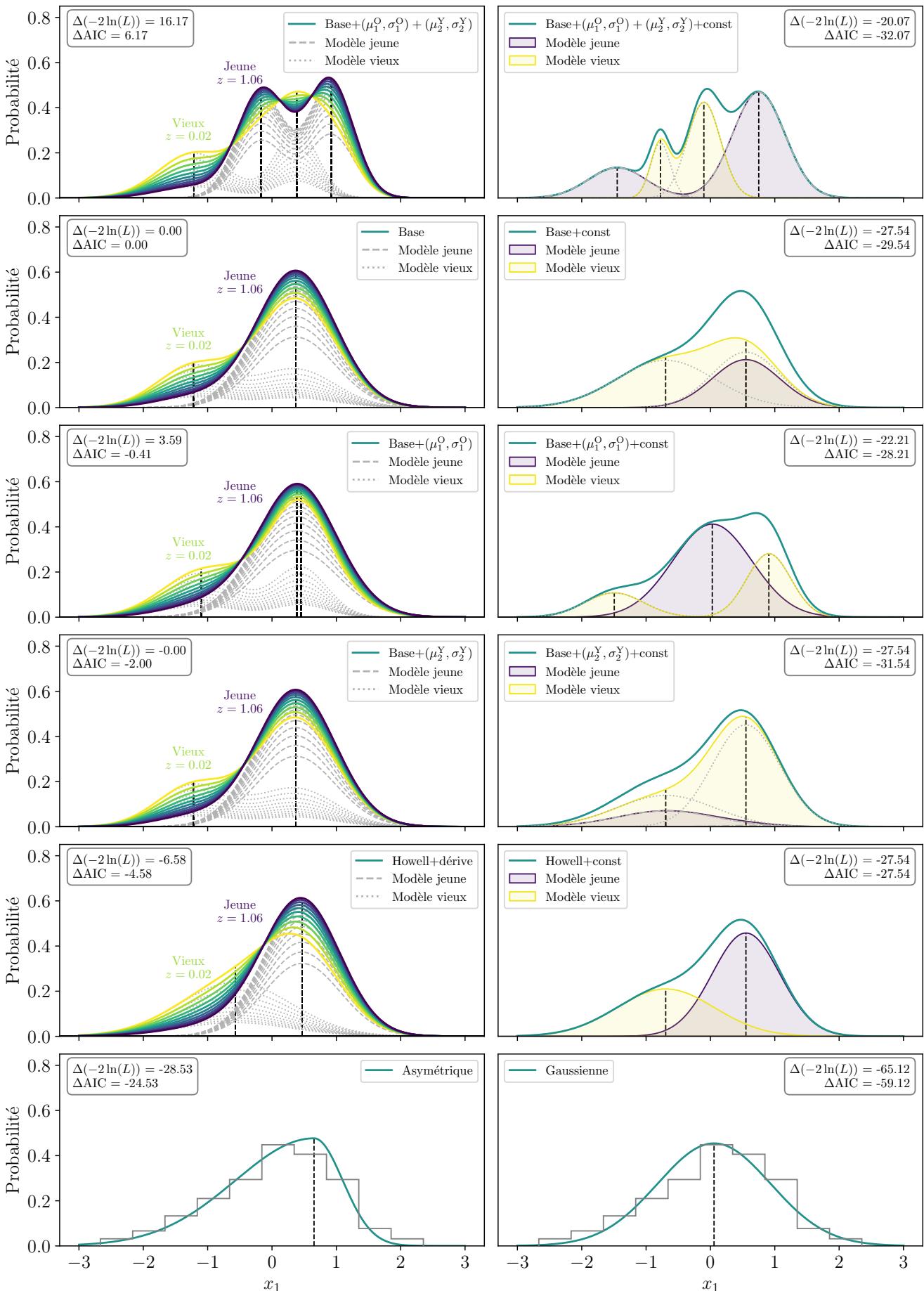


FIGURE I.4 – Modèles implémentés et testés dans l'étude de l'évolution de l'étirement avec le redshift. Les modèles dérivants sont tracés dans la colonne de gauche et leur version constante dans la colonne de droite. Les deux modèles ne se basant pas sur des catégories d'âge (la simple Gaussienne et la Gaussienne asymétriques) sont représentées dans la dernière ligne côté à côté conjointement à l'histogramme des étirements de notre échantillon. Les quantités $\Delta(-2 \ln(L))$ et ΔAIC par rapport au modèle de référence (ligne 2) sont indiqués dans les coins extérieurs de chaque figure. Pour les modèles dérivants, on en a tracé dix réalisations selon la valeur du redshift moyen considéré, de la valeur la plus basse de notre échantillon ($z = 0.02$) à la valeur maximale des données totales (sans coupe en redshift) de SNLS ($z = 1.06$) représentés en couleur allant du jaune (bas redshift, plus vieil environnement) au violet (haut redshift, environnement jeune) et les distributions des populations jeune et vieille constituant le modèle total sont en gris pointillé et fin pointillé, respectivement. Les modèles non-dérivants sont tracés en vert avec les sous-populations vieille et jeune en jaune et violet, respectivement. On y retrouve l'information que tous les modèles non-dérivants sont exclus en tant que bonnes représentations des données par rapport au modèle de base.

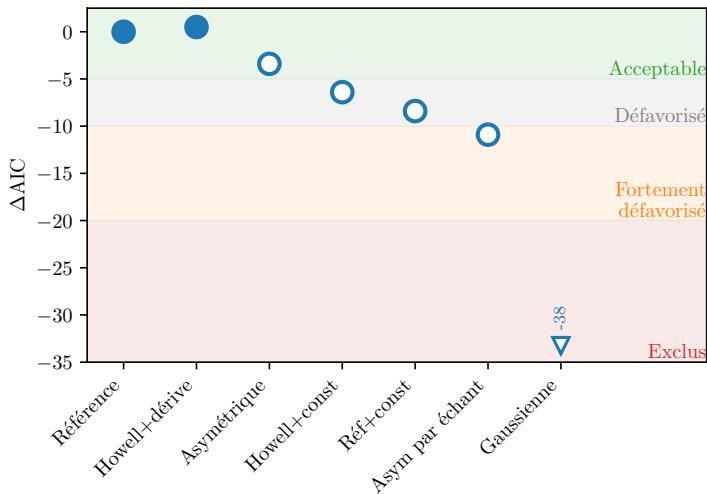


FIGURE I.5 – ΔAIC entre le modèle de référence et les autres modèles sans utiliser le LsSFR (voir Tableau I.4). La légende est la même qu'en Figure I.3. En revanche, la robustesse des résultats concernant l'inaptitude des modèles non-dérivants à représenter correctement les données diminue, même si les meilleurs modèles sont toujours ceux incluant une dérive (marqueurs pleins).

est pris en compte. Tant que le paramètre de normalisation α de la relation de PHILLIPS (PHILLIPS 1993) ne dépend pas du redshift (une étude qui dépasse le cadre de cette thèse, mais voir, par exemple SCOLNICK et al. 2018), les magnitudes corrigées de l'étirement utilisées pour la cosmologie sont effectivement insensibles à la distribution d'étirement sous-jacente pour les échantillons complets. Cependant, les enquêtes présentent généralement un biais de MALMQUIST significatif pour la moitié supérieure de leur distribution de redshift de SNe. Par conséquent, une mauvaise modélisation de la distribution d'étirement sous-jacente biaisera les magnitudes dérivées des SNe de ces études.

Les techniques de correction du biais de MALMQUIST couramment utilisées, telles que le formalisme BBC, supposent des fonctions Gaussiennes asymétriques par échantillon pour modéliser les distributions d'étirement et de couleur sous-jacentes. Comme le montre la Section I.2 cependant, une telle distribution par échantillon est exclue par rapport à notre modèle de dérive. Contrairement à ce que (SCOLNICK et KESSLER 2016, Section 2) et (SCOLNICK et al. 2018, Section 5.4) ont suggéré, à savoir que les études traditionnelles couvrent des plages de redshift suffisamment limitées pour que l'approche par échantillon tienne compte des dérives implicites du redshift, une modélisation directe de la dérive avec le redshift est donc plus appropriée qu'une approche par échantillon. Nous ajoutons ici qu'au fur et à mesure que les relevés cosmologiques modernes tentent de couvrir des plages de redshift de plus en plus larges afin de réduire les incertitudes systématiques de calibration, cette approche par échantillon devient moins valide, notamment pour PS1, le *Dark Energy Survey* (DES, ABBOTT et al. 2019), et, bientôt, le LSST (IVEZIĆ et al. 2019).

Nous illustrons Figure I.6 la différence de prédiction de la distribution de l'étirement sous-jacent entre la modélisation asymétrique par échantillon et notre modèle de dérive de référence pour l'échantillon PS1. Notre modèle est bimodal, et l'amplitude relative de chaque mode dépend de la fraction de jeunes et vieilles SNe Ia dans l'échantillon en fonction du redshift : plus la fraction de vieilles SNe Ia est élevée (à un faible redshift), plus l'amplitude du mode d'étirement faible spécifique aux vieilles SNe Ia est élevé. Cette dépendance avec le redshift des distributions d'étirement sous-jacentes est représentée par des couleurs allant du bleu au rouge sur la Figure I.6 pour la gamme de redshift couvert par l'ensemble de PS1. L'histogramme des x_1 observés suit le modèle que nous avons défini en utilisant la somme des distributions sous-jacentes individuelles au redshift de chaque

SN du sondage (en noir). Comme prévu, les deux approches de modélisation diffèrent surtout dans la partie négative de la distribution des étirements de SNe. La distribution Gaussienne asymétrique passe par le milieu de la distribution bimodale, surestimant le nombre de SNe Ia à $x_1 \approx 0,7$ et le sous-estimant à $x_1 \approx 1,7$ par rapport à notre modèle de dérive de référence pour les redshifts typiques des SNe de PS1. Cela signifie que la magnitude standardisée corrigée du biais d'une SN estimée à un redshift affecté par la sélection observationnelle serait biaisée par une mauvaise modélisation de la véritable distribution d'étirement sous-jacente.

L'évaluation de l'amplitude de ce biais de magnitude pour la cosmologie fait l'objet du Chapitre ??, en utilisant notre modèle de référence (Équation I.1) à la place du modèle par échantillon. Cependant, nous avons déjà mis en évidence que même si un modèle par échantillon sans dérive pouvait donner des résultats comparables dans la partie limitée en volume des différents échantillons, ces modèles seraient différents lorsqu'ils seraient extrapolés à des redshifts plus élevés, précisément là où la distribution sous-jacente sera important pour corriger les biais de MALMQUIST.

À l'ère de la cosmologie moderne, où nous visons à mesurer w_0 à un niveau inférieur au pourcentage et w_a avec une précision de 10% (par exemple, [IVEZIĆ et al. 2019](#)), nous soulignons que la modélisation correcte de la dérive potentielle avec le redshift des SNe Ia doit être étudiée plus profondément et qu'il faut faire attention lorsque l'on utilise des échantillons qui sont affectés par des effets de sélection observationnels.

I.3 Prédictions et amélioration

Nous avons considéré une modélisation simple par mélange Gaussien à deux populations. Des données supplémentaires exemptes de biais de MALMQUIST significatifs nous permettraient de l'affiner. Notamment, les données aux extrémités à bas et haut redshifts du diagramme de HUBBLE sont particulièrement utiles pour l'analyse de cette dérive. Si les programmes de relevé de SNe Ia à haut redshifts Subaru et SeeChange ne sont pas encore disponibles, les données fournies par la *Zwicky Transient Facility* (ZTF, [BELL M et al. 2019](#); [GRAHAM et al. 2019](#)) nous permettent d'établir un échantillon extrêmement riche à bas-redshift (2000 SNe Ia à $z \lesssim 0,7$).

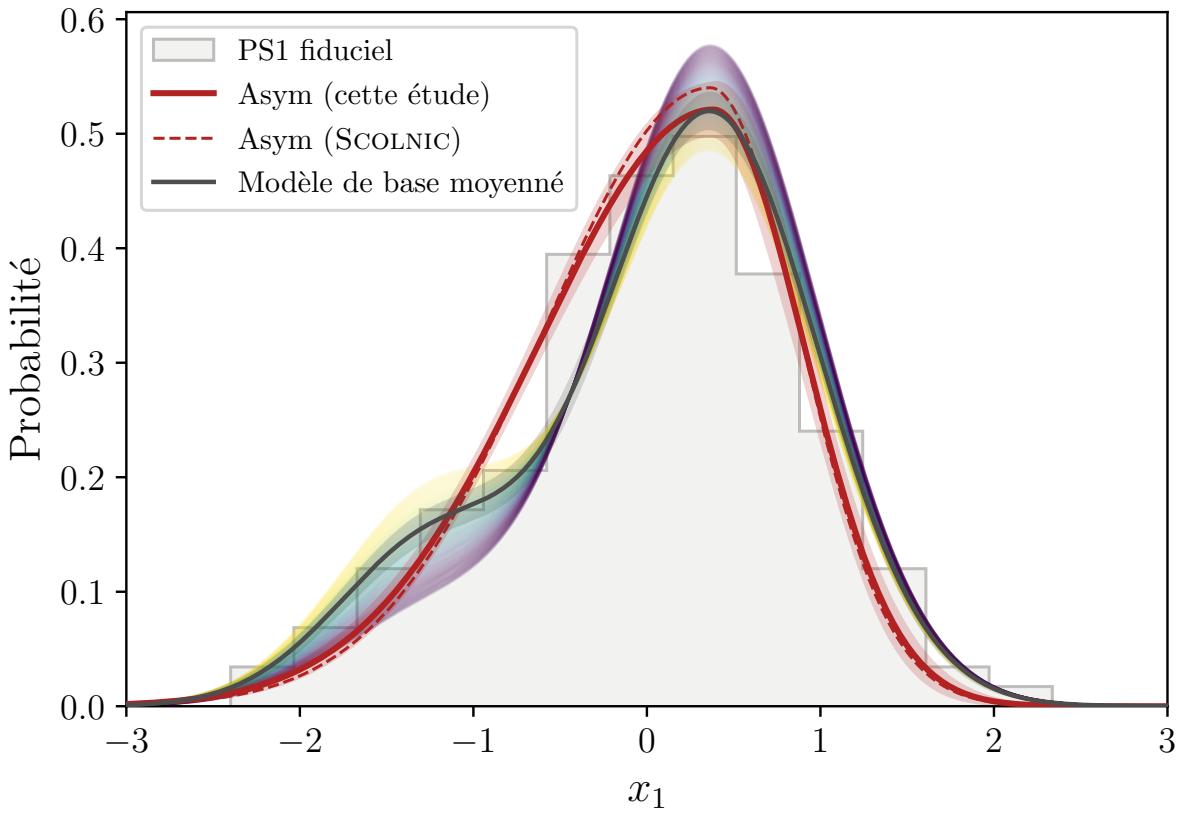


FIGURE I.6 – Distribution de l'étirement des SNe Ia de PS1 issus d'un ajustement SALT2.4 (x_1) pour toutes les données du sondage, au-delà de notre limite fiduciale de redshift (histogramme gris). Cette distribution est supposée être un tirage aléatoire de la distribution d'étirement sous-jacente. Les lignes rouges montrent le modèle BBC de cette distribution sous-jacente (Gaussienne asymétrique). La ligne pleine (et sa bande) est notre meilleur ajustement (et son erreur) ; la ligne pointillée montre le résultat de [SCOLNIC et al. \(2018\)](#). La ligne noire (et sa bande) montre notre modélisation de référence la mieux ajustée (et son erreur, voir Tableau I.1) qui inclut la dérive du redshift. À titre d'illustration, nous montrons (coloré du jaune au violet avec des redshifts croissants) l'évolution de la distribution d'étirement sous-jacente en fonction du redshift pour la plage de redshift couverte par toutes les données de PS1.

Figures

I.1 Étirement en fonction du LsSFR des SNe Ia de SNfactory et modèles d'étirement de base ajustés	2
I.2 Évolution de l'étirement moyen des SNe Ia en fonction du redshift issu de la prédiction de notre modèle de base selon l'échantillon utilisé	5
I.3 ΔAIC entre le modèle de base et les autres modèles	7
I.4 Modèles implémentés et testés dans l'étude de l'évolution de l'étirement avec le redshift	11
I.5 ΔAIC entre le modèle de base et les autres modèles sans utiliser le LsSFR	12
I.6 Comparaison des modélisations de BBC et de notre modèle de référence sur l'histogramme des étirements de PS1	14

Tableaux

I.1 Valeurs des paramètres du modèle d'étirement de base selon l'échantillon	3
I.2 Comparaison de la capacité relative de chaque modèle à décrire les données par rapport au modèle de base	6
I.3 Paramètres de meilleur ajustement pour notre modélisation asymétrique par échantillon de la distribution d'étirement sous-jacente	9
I.4 Comparaison de la capacité relative de chaque modèle à décrire les données par rapport au modèle de référence sans utiliser le LsSFR	10

Bibliographie

ABBOTT T. M. C., ALLAM S., ANDERSEN P. et al. 2019, « First Cosmology Results using Type Ia Supernovae from the Dark Energy Survey: Constraints on Cosmological Parameters », *ApJ*, 872, L30 \uparrow Section I.1.2, \uparrow Section I.2.3

BELLM E. C., KULKARNI S. R., GRAHAM M. J. et al. 2019, « The Zwicky Transient Facility: System Overview, Performance, and First Results », *PASP*, 131, 018002 \uparrow Section I.3

BRIDAY M., RIGAULT M., GRAZIANI R. et al. 2022, « Accuracy of environmental tracers and consequences for determining the Type Ia supernova magnitude step », *A&A*, 657, A22 \uparrow Section I.2.2

BURNHAM, KENNETH & ANDERSON D. R. 2004, « Multimodel Inference: Understanding AIC and BIC in Model Selection », *Sociological Methods & Research*, 33, 261 \uparrow Section I.2.1

GRAHAM M. J., KULKARNI S. R., BELLM E. C. et al. 2019, « The Zwicky Transient Facility: Science Objectives », *PASP*, 131, 078001 \uparrow Section I.3

HINTON S. R., DAVIS T. M., KIM A. G. et al. 2019, « Steve: A Hierarchical Bayesian Model for Supernova Cosmology », *ApJ*, 876, 15 \uparrow Section I.2.3

HOWELL D. A., SULLIVAN M., CONLEY A. et CARLBERG R. 2007, « Predicted and Observed Evolution in the Mean Properties of Type Ia Supernovae with Redshift », *ApJ*, 667, L37 \uparrow Section I.1.1, \uparrow Section I.1.2

IVEZIĆ Ž., KAHN S. M., TYSON J. A. et al. 2019, « LSST: From Science Drivers to Reference Design and Anticipated Data Products », *ApJ*, 873, 111 \uparrow Section I.2.3, \uparrow Section I.2.3

KESSLER R. et SCOLNIC D. 2017, « Correcting Type Ia Supernova Distances for Selection Biases and Contamination in Photometrically Identified Samples », *ApJ*, 836, 56 \uparrow Section I.1.2, \uparrow Section I.2.1

PHILLIPS M. M. 1993, « The Absolute Magnitudes of Type IA Supernovae », *ApJ*, 413, L105 \uparrow Section I.2.3

RIESS A. G., CASERTANO S., YUAN W., MACRI L. M. et SCOLNIC D. 2019, « Large Magellanic Cloud Cepheid Standards Provide a 1% Foundation for the Determination of the Hubble Constant and Stronger Evidence for Physics beyond Λ CDM », *ApJ*, 876, 85 \uparrow Section I.1.2

RIESS A. G., MACRI L. M., HOFFMANN S. L. et al. 2016, « A 2.4% Determination of the Local Value of the Hubble Constant », *ApJ*, 826, 56 \uparrow Section I.1.2

RIGAULT M., BRINNEL V., ALDERING G. et al. 2020, « Strong dependence of Type Ia supernova standardization on the local specific star formation rate », *A&A*, **644**, A176
↑ Section I, ↑ Section I.1, ↑ Section I.1.2

RUBIN D., ALDERING G., BARBARY K. et al. 2015, « UNITY: Confronting Supernova Cosmology's Statistical and Systematic Uncertainties in a Unified Bayesian Framework », *ApJ*, **813**, 137 ↑ Section I.2.3

SCOLNIC D. et KESSLER R. 2016, « Measuring Type Ia Supernova Populations of Stretch and Color and Predicting Distance Biases », *ApJ*, **822**, L35 ↑ Section I.1.2, ↑ Section I.1.2, ↑ Section I.2.1, ↑ Section I.2.3, ↑ Section I.2.3

SCOLNIC D. M., JONES D. O., REST A. et al. 2018, « The Complete Light-curve Sample of Spectroscopically Confirmed SNe Ia from Pan-STARRS1 and Cosmological Constraints from the Combined Pantheon Sample », *ApJ*, **859**, 101 ↑ Section I.1.2, ↑ Section I.2.1, ↑ Section I.3, ↑ Section I.2.3, ↑ Section I.6

SHARIFF H., JIAO X., TROTTA R. et VAN DYK D. A. 2016, « BAHAMAS: New Analysis of Type Ia Supernovae Reveals Inconsistencies with Standard Cosmology », *ApJ*, **827**, 1
↑ Section I.2.3