

## POLARIZATION MEASUREMENT ANALYSIS

---

MABY Antoine  
Master Physique et Application  
Tuteur : François Levrier  
Année universitaire 2016/2017

# Sommaire

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Polarisation des grains de poussières</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Mesure de Polarisation</b>	<b>7</b>
<b>4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>12</b>

# Chapitre 1

## Introduction

Le laboratoire de radioastronomie (LRA) est un des laboratoires du Département de physique de l'École Normale Supérieure. Il fait partie du LERMA (UMR 8112 du CNRS, département de l'Observatoire de Paris). Les activités de recherche du LRA sont théoriques et observationnelles. La physique étudiée touche au domaine du milieu interstellaire. Le milieu interstellaire est non seulement le site de formation des étoiles et des planètes mais aussi le principal acteur de ce processus. Les chercheurs étudient les processus microphysiques et l'étude des mécanismes physiques associés aux écoulements magnétohydrodynamiques. Le milieu interstellaire soulève plusieurs questions comme la présence de molécules dans les régions, a priori, hostiles à la survie de nombreuses espèces. Quelles sont les sources d'énergie (CMB, rayonnement cosmique, agitation thermique etc.) et comment se dissipent-elles ? Quel est le rôle du champ magnétique ?

Les recherches pour la compréhension de ces processus nécessitent l'utilisation de modélisations numériques. Or l'évolution temporelle en trois dimensions des espèces chimiques est impossible car les échelles s'étendent sur plusieurs ordres de grandeur. Pour résoudre ces problèmes les chercheurs utilisent deux approches complémentaires : des simulations numériques pour décrire la dynamique 3D du milieu interstellaire et la modélisation des processus physiques et leurs interactions dans des systèmes à dimensions réduites. Le laboratoire utilise un centre de calcul hautes performances disposant d'un ordinateur parallèle (MesoPSL). Les observations proviennent d'instruments sol (IRAM, ALMA) et spatiaux (Herschel, Planck).

## Chapitre 2

# Polarisation des grains de poussières

La voie Lactée est composée d'étoiles mais également de gaz mélangé à de petites particules de 10 Å à 0.3 microns, la poussière interstellaire. Ces grains sont ainsi chauffés par le rayonnement des étoiles. La poussière est en équilibre grâce au réchauffement par le rayonnement et par le refroidissement dû à la réémission des grains. Ainsi les grains se trouvent à des températures très froides de l'ordre de la dizaine de Kelvin. L'émission du milieu interstellaire est dominée par les grains de poussières pour des longueurs d'ondes de l'ordre de la centaine de microns. Cet ordre de grandeur est dû à une loi de déplacement de Wien modifiée par l'émissivité des grains ( $\kappa_\nu \propto \nu^\beta$  avec  $\beta$  entre 1 et 2, où  $\kappa_\nu$  est l'émissivité des grains [1]). Ceci permet de sonder les régions les plus denses notamment celles où se forment les étoiles ce qui n'est pas possible en les observant dans la lumière visible ou le proche infrarouge. Ils nous permettent également de connaître l'intensité du rayonnement auquel ils sont soumis par l'intermédiaire de leurs températures.

Les grains absorbent efficacement le rayonnement des étoiles car leur taille est du même ordre de grandeur que la longueur d'onde émise par les étoiles. Mais le rayonnement de toutes les étoiles est dilué (en  $\frac{1}{r^2}$ ) à cause de la distance et il finit par atteindre un plateau dû au CMB à 3K. Or les grains sont plus petits que la longueur d'onde à laquelle ils voudraient émettre ainsi ils vont compenser en déplaçant l'équilibre à des températures plus élevés de l'ordre de 10 K [2]. Ils vont émettre comme un corps noir modifié [3]

D'un autre côté, si les grains, n'étant pas de formes sphériques, étaient orientés aléatoirement, il est peu probable que l'on puisse détecter de la polarisation. Les grains n'ont pas une forme régulière [4] et ils vont ainsi émettre une lumière polarisée dans la direction de leur plus grand axe d'après la loi du rayonnement de Kirchhoff. De plus, les grains alignent leur plus grand côté perpendiculairement à la direction du champ magnétique. Les grains étant chargés et tournant, ils vont créer un courant et donc un moment magnétique. Les grains s'aligneront avec le champ magnétique par ce processus [5]. Tout ceci va permettre de mesurer une polarisation.

La lumière est composée d'une somme d'ondes électromagnétiques où le champ électrique et le champ magnétique vibrent dans des directions orthogonales l'une à l'autre et orthogonales à la direction de propagation. Si les champs vibrent dans une direction privilégiée, alors la lumière devient polarisée.

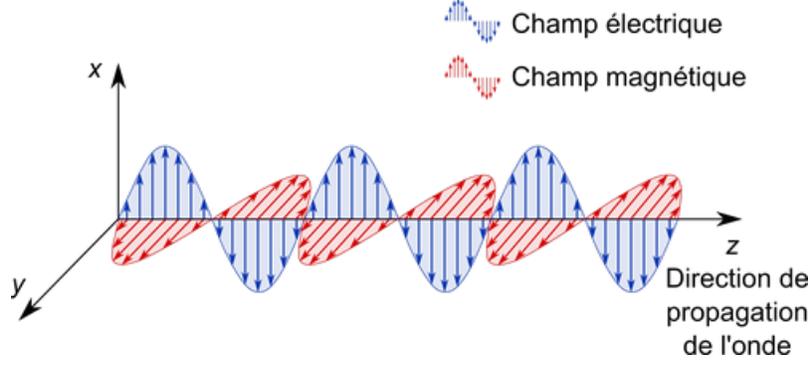


FIGURE 2.1 – Onde lumineuse polarisée linéairement

Pour décrire la polarisation, on introduit les paramètres de Stokes. Généralement on rassemble les paramètres de Stokes dans un vecteur, le vecteur de Stokes :

$$\vec{S} = \begin{pmatrix} I \\ Q \\ U \\ V \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} |E_x|^2 + |E_y|^2 \\ |E_x|^2 - |E_y|^2 \\ 2\text{Re}(E_x E_y^*) \\ -2\text{Im}(E_x E_y^*) \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

- $I$  est l'intensité totale mesurée
- $V$  est l'intensité de polarisation circulaire
- $L$  est l'intensité de polarisation rectiligne  $L = \sqrt{Q^2 + U^2}$

Dans notre étude,  $V$  sera proche de 0. Grâce à ces paramètres, on peut définir  $p$  la fraction de polarisation et  $\psi$  l'angle de polarisation :

$$p = \frac{\sqrt{Q^2 + U^2}}{I} \quad \psi = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{U}{Q}\right) \quad (2.2)$$

Les paramètres  $I, Q, U, p, \psi$  sont des variables aléatoires car leurs mesures ne donneront pas toujours le même résultat. Ainsi, les paramètres  $p$  et  $\psi$  sont nécessairement biaisés à cause du bruit. Prenons un cas où  $I = I_0, U_0 = Q_0 = 0$  alors  $p_0 = 0$ . Or  $p = \frac{\sqrt{n_Q^2 + n_U^2}}{I_0} > 0$  (où  $n_Q$  et  $n_U$  sont les variables aléatoires de bruit) à cause du bruit, de même pour l'espérance  $E(p)$ ,  $E(p) > 0$ . On aura  $E(p) \neq p_0$ . Ainsi dans la suite, il est nécessaire de distinguer deux valeurs distinctes de certains de ces paramètres. D'un côté, il y a la mesure que l'on notera simplement, par exemple,  $(p, \psi)$  et de l'autre côté, il y a la valeur vraie, celle qui nous intéresse, qui sera notée  $(p_0, \psi_0)$ .

On définit la matrice de covariance en 3D :

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{II} & \sigma_{IQ} & \sigma_{IU} \\ \sigma_{IQ} & \sigma_{QQ} & \sigma_{QU} \\ \sigma_{IU} & \sigma_{QU} & \sigma_{UU} \end{pmatrix} \quad (2.3)$$

où  $\sigma_{XY}$  est la covariance entre deux variables aléatoire  $X$  et  $Y$ . On introduit les coefficients pour simplifier les notations.

- $\epsilon$  est l'ellipticité
- $\rho$  est le coefficient de corrélation entre le bruit sur  $Q$  et  $U$
- $\rho_Q$  est le coefficient de corrélation entre le bruit sur  $Q$  et  $I$
- $\rho_U$  est le coefficient de corrélation entre le bruit sur  $U$  et  $I$

$$\epsilon = \frac{\sigma_Q}{\sigma_U} \quad \rho = \frac{\sigma_{QU}}{\sigma_Q \sigma_U} \quad \rho_Q = \frac{\sigma_{IQ}}{\sigma_I \sigma_Q} \quad \rho_U = \frac{\sigma_{IU}}{\sigma_I \sigma_U} \quad \sigma_p^6 = \det(\Sigma_p) \quad (2.4)$$

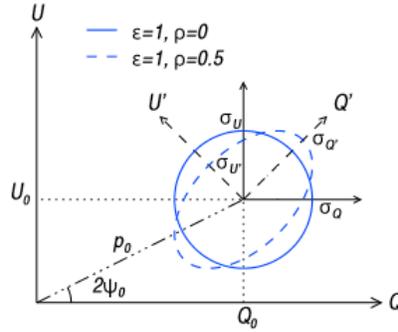


FIGURE 2.2 – Illustration de la distribution du bruit dans le plan  $(Q, U)$ . Les ellipses sont des isocontours des fonctions de distribution.

Pour pouvoir estimer le biais sur ces mesures, deux simplifications vont être appliquées. La première est qu'il n'y a pas de bruit sur l'intensité  $I$ , c'est à dire que  $I = I_0$ . La deuxième est qu'il n'y a pas de corrélation entre  $Q$  et  $I$ ,  $U$  et  $I$ , c'est à dire  $\rho_Q = \rho_U = 0$ .

On peut ainsi introduire la matrice de covariance 2D réduite :

$$\Sigma_p = \frac{1}{I_0^2} \begin{pmatrix} \sigma_{QQ} & \sigma_{QU} \\ \sigma_{QU} & \sigma_{UU} \end{pmatrix} \quad \sigma_{p,G}^4 = \det(\Sigma_p) \quad (2.5)$$

où  $\sigma_{p,G}$  représente le rayon de la distribution équivalente gaussienne circulaire avec la même surface intégrée que la distribution gaussienne elliptique

Nous pouvons introduire la fonction de distribution permettant d'obtenir la probabilité de mesurer  $(I, p, \psi)$  sachant  $(I_0, p_0, \psi_0)$  et la matrice de covariance. La fonction de distribution est une densité de probabilité permettant d'obtenir la probabilité d'obtenir  $(I, p, \psi)$  sachant  $(I_0, p_0, \psi_0, \Sigma)$ . Nous pouvons donner l'expressions de cette fonctions en 2D  $f_{2D}(p, \psi/I_0, p_0, \psi_0, \Sigma_p)$  en supposant l'intensité parfaitement connue [6].

$$f_{2D}(p, \psi / I_0, p_0, \psi_0, \Sigma_p) = \frac{p}{\pi \sigma_{p,G}^2} \exp \left( -\frac{1}{2} \begin{bmatrix} p \cos(2\psi) - p_0 \cos(2\psi_0) \\ p \sin(2\psi) - p_0 \sin(2\psi_0) \end{bmatrix}^\top \Sigma_p^{-1} \begin{bmatrix} p \cos(2\psi) - p_0 \cos(2\psi_0) \\ p \sin(2\psi) - p_0 \sin(2\psi_0) \end{bmatrix} \right) \quad (2.6)$$

Grâce au théorème de Bayes, il sera ainsi possible d'inverser et ainsi d'en déduire la probabilité de trouver la valeur vraie  $p_0$  à partir de la valeur mesurée  $p$ .

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (2.7)$$

Les modèles astrophysiques cherchant à expliquer pourquoi la lumière est-elle polarisée, utilisent la fraction de polarisation  $p$  et l'angle de polarisation  $\psi$ . C'est pour cela que dans la suite de notre étude, différents estimateurs seront introduits ayant pour but de réduire un maximum le biais sur les mesures. Les estimateurs sont une transformation qui, par exemple, transforme  $p$  en  $g(p)$ . Comme nous l'avons montré précédemment, la mesure sera systématiquement biaisée telle que  $E(p) \neq p_0$ . Le but d'un estimateur est de réduire au maximum le biais pour que les calculs tendent vers  $E(g(p)) \approx p_0$ .

## Chapitre 3

# Mesure de Polarisation

Dans un premier temps, il a fallu réaliser des corrections et des test sur certaines routines qui permettent de reproduire les graphiques que l'on peut voir dans l'article PMA I [6] (annexe C1, C2 et C3). Le but est de mettre à disposition les routines à la communauté pour que chacun puisse les utiliser. Les figures de l'article avaient été réalisées avec le logiciel IDL, il était nécessaire de refaire les tests des routines Python pour vérifier que les résultats étaient équivalents avec les deux logiciels. Ces routines fournissent les fonctions de distribution en 2D, on peut ainsi calculer le maximum en  $p$  et en  $\psi$  de la fonction de distribution en 2D et respectivement de chacune des fonctions de distributions 1D. Celles-ci retournent également le  $p$  et  $\psi$  moyen. Voici un exemple de fonction de distribution 2D de  $p$  et  $\psi$  après utilisation des routines :

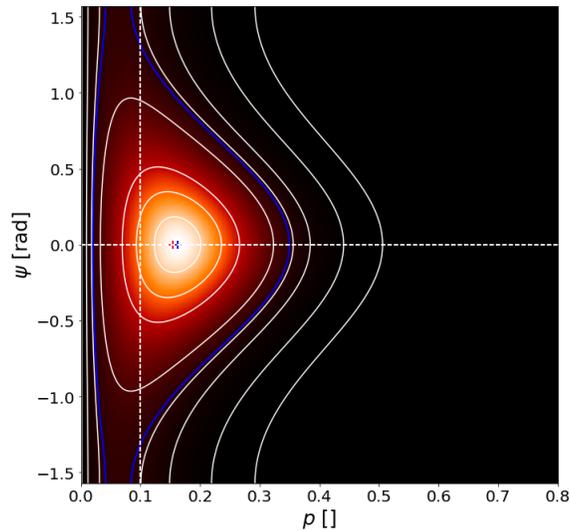


FIGURE 3.1 – Fonction de distribution  $f_{2D}(p, \psi/I_0, p_0, \psi_0, \Sigma_p)$  avec un signal sur bruit infini pour l'intensité. Les paramètres de polarisation sont  $\psi_0 = 0$  et  $p_0 = 0.1$ . Le signal sur bruit  $\frac{p_0}{\sigma_{p,G}} = 1$ . Il n'y a pas d'ellipticité et de corrélation donc  $\epsilon = 1$  et  $\rho = 0$ . Les courbes blanches correspondent aux courbes de niveau pour 0.1, 1, 5, 10, 20, 50, 70, and 90 % du maximum de la distribution. La croix rouge correspond à  $p$  et  $\psi$  moyen. La croix bleue correspond au maximum de la fonction de distribution.

Dans un deuxième temps, il a été nécessaire de réaliser les routines sur Python des différents estimateurs. Le premier estimateur est l'estimateur asymptotique défini par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} p_{as} &= \sqrt{p^2 - \sigma_p^2} & \text{si } p > \sigma_p \\ p_{as} &= 0 & \text{si } p \leq \sigma_p \end{aligned} \quad (3.1)$$

Le deuxième estimateur que nous avons modélisé est le Maximum Likelihood. Cet estimateur a été introduit par Simmons & Steward (1985) [7]. Pour cela, il est nécessaire d'introduire la distribution de Rice. La distribution des paramètres de Stokes devient non normale pour un rapport signal sur bruit faible (Clark et al., 1983). Cette distribution est équivalente à une distribution Gaussienne centrée en  $(q_0, u_0)$  où l'on considère la matrice de covariance la plus simple, c'est à dire  $\sigma_Q = \sigma_U = \sigma$ , et le changement de variable en coordonnées  $(p, \psi)$ . Enfin, pour retrouver la distribution de Rice [8], une marginalisation selon  $\psi$  de  $f_{2D}$  a été réalisée.

$$f_p(p, p_0) = \frac{p}{\sigma} \exp\left(-\frac{p^2 + p_0^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{pp_0}{\sigma}\right) \quad (3.2)$$

où  $I_0(x)$  est la fonction de Bessel modifiée d'ordre 0

Cet estimateur est défini comme la valeur  $p_0$  qui maximise la distribution de Rice pour une valeur donnée de la mesure  $p$ . Pour cela, il faut donc résoudre l'équation suivante :

$$\frac{\partial f_p}{\partial p_0} = \frac{p_0 I_0\left(\frac{pp_0}{\sigma^2}\right)}{\sigma^4} - \frac{p I_1\left(\frac{pp_0}{\sigma^2}\right)}{\sigma^4} = 0 \quad (3.3)$$

où  $I_1(x)$  est la fonction de Bessel modifiée d'ordre 1

Cet estimateur est défini tel que la mesure  $p$  ait une valeur maximale de la probabilité pour ce choix de  $p_0$  comparé à d'autres probabilités pour la même mesure  $p$  avec toutes les autres valeurs de  $p_0$ . Cependant, on ne peut calculer les valeurs de  $p_0$  qu'à partir d'une certaine valeur de signal sur bruit. Cette valeur est égale à 1,41 (Simmons & Steward 1985[7]). Nous prendrons alors comme valeur  $p_0=0$  entre 0 et 1,41 de signal sur bruit.

Le troisième estimateur est appelé Most Probable. Il a été introduit par Wardle & Kronberg (1974)[9]. Celui-ci est toujours basé sur la distribution de Rice. La valeur estimée de  $p_0$  est celle pour laquelle la probabilité est maximale pour la mesure  $p$ . La différence avec le Maximum Likelihood est que cet estimateur va prendre la probabilité maximale pour toutes les valeurs de mesure  $p$  avec ce choix de  $p_0$ . L'équation à résoudre est ainsi :

$$\frac{\partial f_p}{\partial p} = \left(\frac{1}{\sigma^2} - \frac{p^2}{\sigma^4}\right) I_0\left(\frac{pp_0}{\sigma^2}\right) + \frac{pp_0 I_1\left(\frac{pp_0}{\sigma^2}\right)}{\sigma^4} = 0 \quad (3.4)$$

Cet estimateur ne permet pas d'estimation pour de faible signal sur bruit comme le Maximum Likelihood. La valeur à partir de laquelle cet estimateur le permet est 1 (Simmons & Steward 1985[7]). Nous prendrons alors comme valeur de  $p_0$  nulle entre 0 et 1 de signal sur bruit.

Le quatrième estimateur est l'estimateur asymptotique modifié. Celui-ci a été introduit par Plaszczyński et al. (2014)[10]. Le principe de cet estimateur est similaire à l'asymptotique mais en corrigeant le caractère discontinu de celui-ci. La discontinuité de l'asymptotique signifie que pour  $p < \sigma$ , on a  $p_{as} = 0$  d'où une fonction de distribution avec un Dirac en 0. Ceci permet une estimation pour de petit rapport de signal sur bruit tout en convergeant toujours pour des grands rapport de signal sur bruit. L'estimateur asymptotique modifié prend la forme qui suit :

$$p_{MAS} = p - \sigma^2 \frac{1 - \exp\left(-\frac{p^2}{\sigma^2}\right)}{2p} \quad (3.5)$$

Enfin le dernier estimateur est le Mean Bayesian [11]. Celui-ci va être traité en 1D et en 2D. La fonction de distribution introduite au départ (équation 2.6) fournit la probabilité de trouver  $(p, \psi)$  en connaissant les paramètres vrais  $(p_0, \psi_0)$  et la matrice de covariance  $\Sigma$ . Or c'est le contraire qui nous intéresse. En utilisant la formule du théorème de Bayes (2.7), il résulte [12] :

$$B_{2D}(p_0, \psi_0 | p, \psi, \Sigma_p) = \frac{f_{2D}(p, \psi | p_0, \psi_0, \Sigma_p) \kappa(p_0, \psi_0)}{\int_0^1 \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} f_{2D}(p, \psi | p'_0, \psi'_0, \Sigma_p) \kappa(p'_0, \psi'_0) dp'_0 d\psi'_0} \quad (3.6)$$

où  $\kappa(p_0, \psi_0)$  est le prior

Le prior est une supposition sur les vraies paramètres. Il doit être strictement positif et normalisé. Le choix du prior est crucial dans l'approche du Mean Bayesian. Une étude pour démontrer l'influence du prior a été menée ([11]), et le choix, par exemple, d'un prior uniforme sur  $(Q, U)$  ou  $(p, \psi)$  n'a pas les mêmes conséquences à cause du changement de variable non linéaire entre les deux systèmes de coordonnées. Dans notre étude, nous avons choisi un prior uniforme dans le plan  $(p, \psi)$

$$p_{MB} = \int_0^1 \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} p_0 B_{2D}(p_0, \psi_0 | p, \psi, \Sigma_p) dp_0 d\psi_0 \quad \text{en } 2D \quad (3.7)$$

$$p_{MB} = \frac{\int_0^1 p_0 f(p, p_0) \kappa(p_0) dp_0}{\int_0^1 f(p, p_0) \kappa(p_0) dp_0} \quad \text{en } 1D \quad (3.8)$$

Une simulation de chaque estimateur a été réalisée pour comparer les différents estimateurs en fonction du signal sur bruit. Pour le Mean Bayesian, la fonction de distribution 1D a été utilisée. Le prior choisi est un prior uniforme avec une valeur de 1

La figure 3.2 révèle plusieurs informations. L'Asymptotique, le Most Probable et le Maximum Likelihood ne donnent pas d'estimation pour de petit rapport de signal sur bruit comme il était attendu. L'estimateur Asymptotique Modifié permet de corriger cela et d'avoir une estimation pour de petit signal sur bruit. Tous les estimateurs convergent vers une même asymptote pour de grandes valeurs de signal sur bruit, ils diffèrent simplement pour de petit signal sur bruit.

Ensuite, les simulations ont pour but de tester l'influence de plusieurs paramètres sur le Mean Bayesian. Pour cela, la fonction de distribution 2D a été utilisée pour tester également la dépendance en  $\psi$ . Le prior a été pris uniforme et égal à  $\frac{1}{\pi}$ .

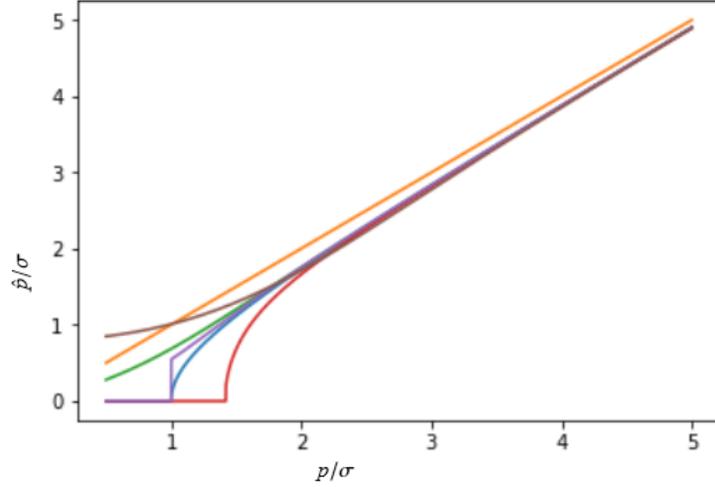


FIGURE 3.2 – Courbes des valeurs de  $\hat{p}/\sigma$  après utilisation des estimateurs en fonction des valeurs de  $p/\sigma$ . Les courbes représentent : en marron le Mean Bayesian 1D, en vert l'Asymptotique modifié, en violet le Most Probable, en bleu l'Asymptotique et en rouge le Maximum Likelihood. La courbe orange correspond à l'estimation naive, c'est à dire sans estimateur.

$p_0$	$\psi_0$	0	$-\pi/8$	$\pi/8$	$-\pi/4$	$\pi/4$	$-\pi/2$	$\pi/2$
		Pmb	Pmb	Pmb	Pmb	Pmb	Pmb	Pmb
0,1		0,7999	0,7999	0,7999	0,7999	0,7999	0,7999	0,7998
0,3		0,8159	0,8159	0,8193	0,8193	0,8193	0,8159	0,8159
0,5		0,8485	0,8485	0,8485	0,8485	0,8485	0,8485	0,8485
0,7		0,8984	0,8985	0,8985	0,8985	0,8984	0,8985	0,8984
0,9		0,967	0,967	0,967	0,9669	0,9669	0,967	0,967
1,1		1,0554	1,0554	1,0554	1,0554	1,0554	1,0554	1,0554

FIGURE 3.3 – Tableau de valeurs de  $\hat{p}_0$  grâce au Mean Bayesian 2D montrant la dépendance en  $\psi_0$ . Les simulations ont été réalisées avec  $\epsilon = 1, \rho = 0$  et  $\sigma = 0.5$

Les valeurs dans le tableau de la figure 3.3 le montrent, la valeur  $\psi_0$  n'influence que très peu l'estimation  $\hat{p}_0$  de  $p_0$  par le Mean Bayesian 2D. Ceci est en accord avec les expressions connues pour  $f_{2D}(p, \psi | p_0, \psi_0, \Sigma_p)$ , on peut l'interpréter comme une translation selon l'axe des  $\psi$ , ce qui ne modifie pas l'intégration de la fonction de distribution. La figure 3.4 nous permet d'affirmer que le signe de la corrélation n'a pas d'importance sur les estimations du Mean Bayesian. La valeur de  $\rho$  ne modifie pas l'asymptote pour de grand signal sur bruit. Les estimations ne sont modifiées que pour de petit signal sur bruit. Les valeurs tests choisies pour  $\epsilon$  ont été choisies comme telles car l'ellipticité entre  $Q$  et  $U$  varie peu dans les mesures. La figure 3.5 montre que les valeurs  $\epsilon$  augmentent légèrement l'asymptote pour de grand signal sur bruit lorsque  $\epsilon$  décroît. On peut également noter que le domaine où  $\epsilon$  a le plus d'influence sur les estimations est le domaine où le signal et le bruit ont des valeurs proches l'un de l'autre.

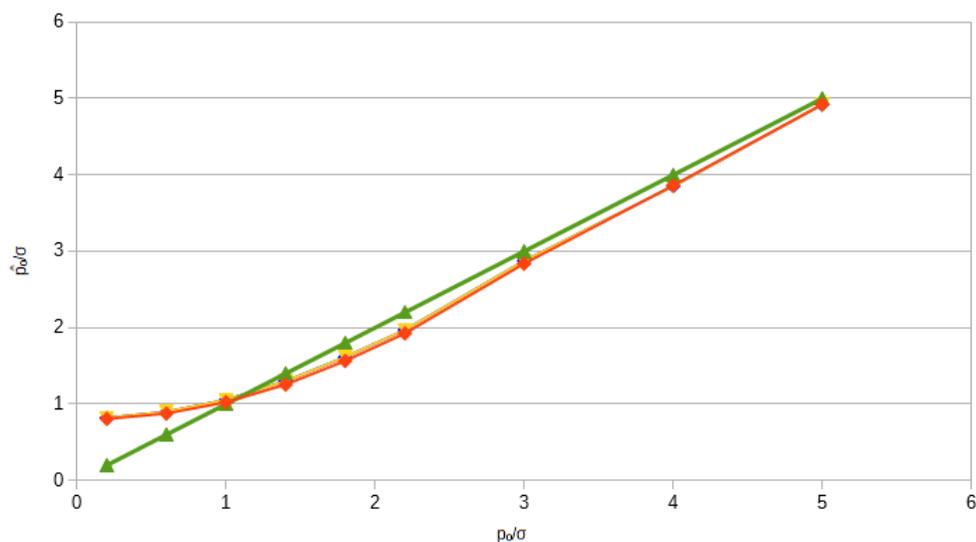


FIGURE 3.4 – Courbes montrant l’influence de la corrélation entre  $Q$  et  $U$  ( $\rho$ ) sur l’estimation de  $p_0$  par le Mean Bayesian. Les paramètres ont été pris tels que  $\psi_0 = 0$ ,  $\epsilon = 1$ ,  $\sigma = 0.5$ . Les différentes valeurs de  $\rho$  sont telles que la courbe en rouge correspond à  $\rho = 0$ , la courbe en jaune à  $\rho = 0.5$  et la courbe en bleu a  $\rho = -0.5$ . La courbe verte correspond à l’estimation naive.

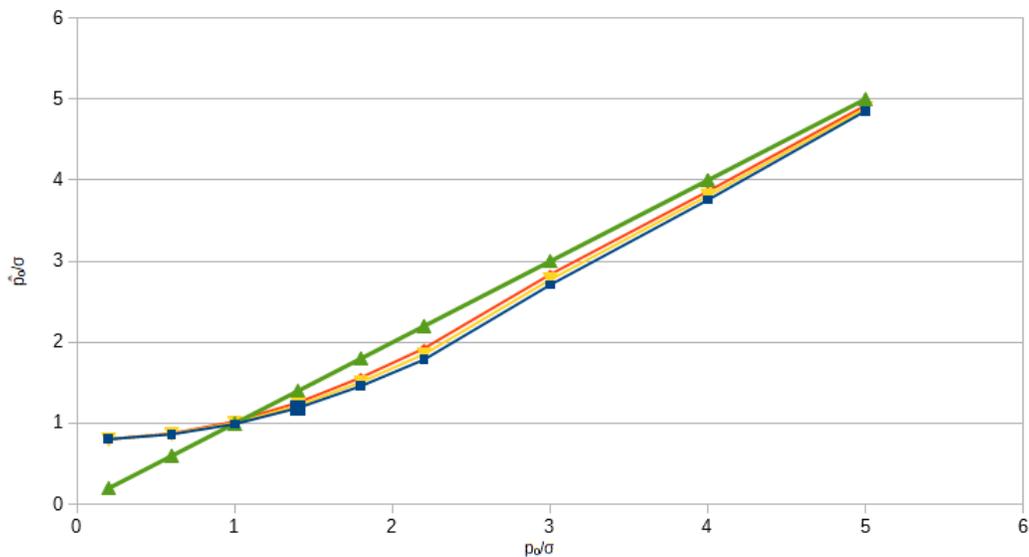


FIGURE 3.5 – Courbes montrant l’influence de l’ellipticité ( $\epsilon$ ) sur l’estimation de  $p_0$  par le Mean Bayesian. Les paramètres ont été pris tels que  $\psi_0 = 0$ ,  $\rho = 0$ ,  $\sigma = 0.5$ . Les différentes valeurs de  $\epsilon$  sont telles que la courbe en rouge correspond à  $\epsilon = 0.9$ , la courbe en jaune à  $\epsilon = 1$  et la courbe en bleu a  $\epsilon = 1.1$ . La courbe verte correspond à l’estimation naive.

## Chapitre 4

# Conclusion

Suite à la découverte de l'Astronomie lors de cette année de Master 1 et au regard de l'intérêt ressenti pour cette matière, j'ai souhaité faire mon stage dans ce domaine, et dans un laboratoire de recherche car c'est ce qui motive mon engagement dans ces études. Ce stage au LRA (Laboratoire de Radioastronomie) sous la responsabilité de François Levrier m'a permis de développer mes connaissances en Astrophysique plus particulièrement les estimations d'erreur de la polarisation et leurs applications.

J'y ai découvert la radio astronomie que je connaissais peu. J'ai également pu apprendre un peu plus en profondeur les calculs de biais liés aux mesures. Ces nouvelles connaissances complètent ce que j'avais déjà pu aborder lors de mon stage de fin de Licence au Laboratoire Institut Pprime (P') à Poitiers. Cette expérience m'aura permis de continuer à développer mes compétences en programmation et plus particulièrement dans le logiciel Python. J'ai également pu expérimenter LaTeX pour la rédaction du rapport.

L'environnement et l'organisation d'un laboratoire de recherches tel que celui-ci, les échanges entre les différents acteurs ont été la fois intéressants à vivre au quotidien et utiles à la consolidation de mon projet. Alors que j'étais déjà particulièrement intéressé par l'astronomie avant de débiter le stage, celui-ci a confirmé mon goût pour tous les domaines qui le constituent. Ce stage confirme mon envie de me diriger dans le domaine de la recherche et peut être plus particulièrement l'astrophysique. Le fond diffus cosmologique, même si ce n'était pas directement étudié au cours de ce stage, et les divers moyens de l'aborder, peuvent être une perspective intéressante.

# Bibliographie

- [1] Arab. Heddy. *Evolution des poussières interstellaires : apport des données de l'observatoire spatial Herschel*. PhD thesis, Université Paris Sud, 2012.
- [2] J. L. Pipher. *J. M. Greenberg & H. C. van de Hulst, editor, Interstellar Dust and Related Topics*, 1973.
- [3] James Lequeux. *Le milieu interstellaire*. CNRS Edition, 2002.
- [4] M. N. Mautner, V. Abdelsayed, and et al. *Advance Particle*, 2006.
- [5] A. Lazarian. *Quant. Spectr. Rad. Transf.*, 2007.
- [6] L. Montier, S. Plaszczyński, F. Levrier, and et al. *A&A*, 2015a.
- [7] J. F. L. Simmons and B. G. Stewart. *A&A*, 1985.
- [8] S. O. Rice. *Bell Systems Tech. J.*, 1945.
- [9] J. F. C. Wardle and P. P. Kronberg. *ApJ*, 1974.
- [10] S. Plaszczyński, L. Montier, F. Levrier, and M. Tristram. *MNRAS*, 2014.
- [11] J. L. Quinn. *A&A*, 2012.
- [12] L. Montier, S. Plaszczyński, F. Levrier, and et al. *A&A*, 2015b.

La première étape dans la recherche documentaire est de bien cibler le sujet sur lequel j'ai besoin d'informations. Ensuite, il est possible de rechercher dans les documents que j'ai déjà en ma possession et proche du sujet sur lequel je recherche des informations. Si effectivement, le sujet est abordé dans l'article, je recherche dans les références s'il y a un document adéquat. Ensuite, avec les différents articles que j'ai pu trouver, j'effectue une lecture de l'abstract, de l'introduction et de la conclusion pour confirmer que ce document discute du sujet sur lequel je recherche des informations. Finalement, je continue d'analyser les références de ces articles pour tenter d'avoir l'article contenant les plus d'informations sur ma recherche.