

Institut d'Aéronautique et des Etudes Spatiales

MEMOIRE DE MAGISTER

Spécialité : Aéronautique

DÉBRUITAGE DES SIGNAUX RADAR MÉTÉOROLOGIQUE DOPPLER PULSÉ PAR ANALYSE MULTIRÉSOLUTION

Par

Meriem BENZAOUZ

devant le jury composé de :

S.BOUKRAA	Professeur, U. de Blida 1	Président
M.LAGHA	Maître de conférences (A), U. de Blida 1	Promoteur
K.SCHNEIDER	Professeur, U. Aix-Marseille., France	Co-promoteur
A. OUAHABI	Professeur, U. Tours., France	Examineur
M. BENSEBTI	Professeur, U. de Blida 1	Examineur

Blida, Avril 2014

ملخص

يتمحور العمل المقدم في هذه المذكرة حول دراسة طريقة تقليل الضجيج في الإشارات المستقبلية من طرف رادار الرصد الجوي نبض دوبلر بواسطة التحليل المتعدد الطول المعروف عامة بتقليل الضجيج بتقنية الموجات. كما يبين كيفية تطبيقها على الإشارات وفعاليتها.

لقد بينت نتائج المحاكاة أن خوارزميات تقليل الضجيج الأبيض بطريقة العتبة المتينة أفضل من طريقة العتبة اللينة بالنظر الى قيمة نسبة الإشارة على الضجيج بعد الانتهاء من العملية.

قيم السرعة الناظرية المحصل عليها بخوارزمية زوجية النبض المطبقة بعد عملية تقليل الضجيج بطريقة العتبة المتينة أفضل من القيم المحصل عليها بعد عملية تقليل الضجيج بطريقة العتبة اللينة بالنظر لقيم الخطأ، المتغير العشوائي و الخطأ النسبي.

فيما يتعلق بخوارزمية التصفية بطريقة الموجات المعتمدة على خوارزمية مايات، قد أعطت هي أيضا نتائج جيدة جدا لرفض الإشارات الدخيلة ما سمح لنا بالحصول على قيم صحيحة للسرع الناظرية بخوارزمية زوجية النبض مع قيم صغيرة للخطأ، المتغير العشوائي و الخطأ النسبي.

درجة تعقيد الحسابات لكل خوارزمية (N) مع N تمثل حجم كل اشارة مستقبلية و محللة من طرف الرادار.

كلمات المفتاح

التحليل المتعدد الطول، إشارة دخيلة، تقليل الضجيج، موجة، رادار، عتبة.

RÉSUMÉ

Ce mémoire porte sur l'étude de débruitage des signaux reçus du radar météorologique Doppler pulsé par analyse multirésolution, communément appelé débruitage par ondelettes. Il indique les conditions d'utilisation du débruitage des signaux, ainsi que la validité de cet outil.

Les résultats des simulations ont révélé que l'algorithme de débruitage par seuillage dur est plus performant que le seuillage doux en terme de SNR pour l'élimination de bruit blanc gaussien.

L'estimation des vitesses radiales par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur a donné de très bons résultats en termes de biais, variance et d'erreurs relatives par rapport au seuillage doux.

L'algorithme de filtrage à base d'ondelettes s'appuyant sur l'algorithme de Mallat a donné aussi de très bons résultats pour l'élimination du clutter, ce qui nous a permis d'estimer valablement les vitesses radiales par Pulse Pair avec de très faibles valeurs sur le biais, la variance et les erreurs relatives d'estimations.

La complexité calculatoire de chaque algorithme est de l'ordre de $o(N)$ où N représente la taille du signal reçu analysé.

Mots clés

Analyse multirésolution, clutter, débruitage, ondelette, radar, seuillage.

ABSTRACT

This dissertation focuses on a study of denoising received signals of meteorological radar pulse Doppler based on multiresolution analysis using wavelets. It indicates conditions to use denoising signals, as well as the validity of this tool.

The simulation results revealed that denoising by hard thresholding is better than soft thresholding in terms of SNR (signal-to-noise ratio) for white noise suppression.

The estimation of radial velocity by Pulse Pair after denoising signals with hard thresholding gave very good results in terms of bias, variance and relative errors comparing to soft thresholding.

The algorithm of filtering by wavelets based on Mallat's algorithm gave very good results for rejection of clutter which allowed to estimate validly radial velocity with low values of bias, variance and relative errors.

Complexity calculative of each algorithm is of $o(N)$ order where N represents the size of the analyzed received signal.

Key words

Multirésolution analysis, clutter, denoising, wavelet, radar, thresholding.

REMERCIEMENTS

Au terme de ce travail, nous remercions DIEU de nous avoir donné la volonté et le courage d'achever notre travail dans de bonnes conditions.

Je tiens à remercier chaleureusement mon promoteur monsieur Mohand LAGHA, pour avoir accepté de diriger ce mémoire, ainsi pour ses conseils précieux, ses orientations qui m'ont été de grande importance.

Je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements à monsieur Abd El Jalil OUAHABI pour son aide particulière ainsi pour sa gentillesse, ses conseils précieux, ses directives et ses connaissances profondes m'ont permis d'acquies le maximum de savoir. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude.

Je tiens également à remercier chaleureusement mon co-promoteur monsieur Kai SCHNEIDER pour son aide, ses conseils précieux et ses orientations qui m'ont été de grande importance.

Je tiens à remercier également tous les membres de jury d'avoir accepté d'examiner et juger ce travail de recherche.

Il m'est agréable de remercier chaleureusement tous les membres de ma famille, mon très cher mari Mohamed et sa famille, pour leurs sacrifices, leur affection et leur compréhension.

Je remercie également mes amis qui m'ont soutenus durant cette période, aussi, pour leurs présence dans les rudes moments.

Enfin un profond respect à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin dans la réalisation de travail.

Meriem

TABLES DES MATIERS

RESUME	1
REMERCIEMENTS	4
TABLE DES MATIERES	5
LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX	12
INTRODUCTION	20
REVUE SUR LES DIFFERENTES METHODES DE FILTRAGE UTILISÉES DANS LES RADARS METEOROLOGIQUES DOPPLER PULSÉS	24
1. RADAR METEOROLOGIQUE DOPPLER PULSÉ	29
1.1. Introduction	29
1.2. Composition de base du radar météorologique	30
1.3. Equation du radar météorologique	33
1.4. Le radar météorologiques Doppler pulsé WSR-88D	36
1.5. Conclusion	37
2. PROPRIETES DU SIGNAL RADAR MÉTÉOROLOGIQUE DOPPLER PULSÉ	38
2.1. Introduction	38
2.2. Traitement des signaux reçus au niveau du récepteur	38
2.3. Représentation des signaux du radar météorologique Doppler	40
2.4. Propriétés statistiques du signal reçu	42
2.5. Densités de probabilité du signal	45
2.6. Estimation spectrale dans le radar météorologique Doppler pulsé	47
2.6.1. Estimation des paramètres spectraux par le spectre Doppler	47
2.6.1.1. Le spectre de fréquence	49

	7
2.6.1.2. Le spectre de vitesse	50
2.6.2. Estimation temporelle des paramètres spectraux par la méthode Pulse Pair	52
2.7. Conclusion	54
3. LES SOURCES DE BRUIT ET D'INTERFERENCES	55
3.1. Introduction	55
3.2. L'effet du bruit sur la chaîne de détection	55
3.2.1. Le bruit externe	56
3.2.2. Le bruit interne	56
3.3. L'effet de clutter	63
3.4. La détection des cibles météorologiques par le radar WSR-88D	65
3.5. Conclusion	65
4. FILTRAGE NUMERIQUE À BASE D'ONDELETTES	66
4.1. Introduction	66
4.2. Transformée continue en ondelettes	67
4.3. Transformée discrète en ondelettes	70
4.4. Transformé en ondelettes discrète basée sur l'analyse multirésolution AMR	72
4.4.1. Algorithme de Mallat	73
4.5. Propriétés des ondelettes	76
4.5.1. Régularité	76
4.5.2. Moments nuls	76
4.5.3. Autres critères	76
4.6. Quelques ondelettes orthogonales et filtres associés	77
4.6.1. Ondelette de Haar	77
4.6.2. Ondelettes de Daubechies	78
4.6.3. Symlettes	80
4.7. Le choix de l'ondelette	81

4.8. Débruitage par ondelette	82
4.8.1. Catégories du seuillage (Seuillage dur contre seuillage doux)	83
4.9. Conclusion	84
5. RESULTATS ET ANALYSE DES SIMULATIONS	86
5.1. Introduction	86
5.2. Génération des signaux reçus du radar météorologique	88
5.2.1. Spécification des paramètres radar Doppler pulsé WSR-88D	88
5.2.2. Organigramme de génération des signaux radar météorologique	89
5.2.2.1. Exemple représentant les signaux radar I et Q et le spectre de vitesses Doppler	90
5.2.3. Etude des effets des paramètres d'entrée sur les signaux I et Q et sur le spectre Doppler de puissance	90
5.2.3.1. Effets du nombre d'échantillons	91
5.2.3.2. Effets du rapport signal sur bruit SNR	92
5.2.3.3. Effets du la largeur du spectre Doppler σ	94
5.3. Etude des caractéristiques statistiques des signaux reçus et du spectre Doppler de puissance simulés	95
5.4. Débruitage (Réduction de bruit blanc gaussien par la méthode des ondelettes)	97
5.4.1. Position du problème	97
5.4.2. Génération des signaux bruités et du spectre Doppler de puissance	98
1. Organigramme de génération des signaux bruités et du spectre Doppler de puissance correspondant	99
5.4.3. Le premier cas : génération des signaux à un SNR égal à 3 dB	100
1. Représentation des données de la première cellule de distance	100
1.1. Représentation des signaux et du spectre Doppler bruités	100
1.2. Débruitage par ondelettes (Wavelet shrinkage)	100
1.2.1. Organigramme de débruitage des signaux (dix cellules) par ondelettes (Seuillage dur et Seuillage doux)	100

1.2.2. Organigramme d'estimation des vitesses radiales après débruitage	103
1.3. Représentation des deux types de seuillage	104
1.4. Représentation des coefficients d'ondelettes bruités avant et après seuillage dur et doux des signaux I et Q	105
1.5. Représentation des signaux après débruitage par seuillage dur et doux	108
1.6. Calcul du spectre Doppler après débruitage des signaux par seuillage dur	109
1.7. Calcul du spectre Doppler après débruitage des signaux par seuillage doux	109
1.8. Comparaison des deux types de débruitage par seuillage	110
2. Estimation de la vitesse radiale moyenne par l'algorithme Pulse Pair des dix cellules de distance	111
2.1. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair avant débruitage des signaux	111
2.2. Calcul des erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair avant débruitage des signaux	111
2.3. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur	112
2.4. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur	113
2.5. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage doux	114
2.6. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage doux	114
5.4.4. Le deuxième cas: génération des signaux à un SNR égal à 1 dB	115
1. Représentation des données de la deuxième cellule de distance	116

2. Estimation de la vitesse radiale moyenne par l'algorithme Pulse Pair des dix cellules de distance	120
2.1. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair avant débruitage des signaux	120
2.2. Calcul des erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair avant débruitage des signaux	120
2.3. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur	121
2.4. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur	122
2.5. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage doux	122
2.6. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage doux	123
5.4.5. Le troisième cas : génération des signaux à un SNR égal à 5 dB	124
1. Représentation des données de la première cellule de distance	124
2. Estimation de la vitesse radiale moyenne par l'algorithme Pulse Pair des dix cellules de distance	129
2.1. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair avant débruitage des signaux	129
2.2. Calcul des erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair avant débruitage des signaux	129
2.3. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur	130
2.4. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur	131
2.5. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage doux	131
2.6. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage doux	132

5.5. Filtrage de clutter par la méthode des ondelettes	133
5.5.1. Organigramme de génération des signaux reçus et du spectre Doppler de puissance en présence de clutter	133
5.5.2. Représentation des signaux reçus et du spectre Doppler de puissance en présence de clutter de la première cellule de distance	137
5.5.3. Application de la transformée discrète en ondelettes DWT basée sur analyse multirésolution sur les signaux bruités	137
5.5.4. Représentation schématique de la décomposition par DWT basée sur l'AMR	139
5.5.5. Explication de la procédure de filtrage de clutter par la transformée discrète en ondelettes DWT	139
5.5.6. Représentation des filtres miroirs d'ondelettes de Daubechies 'db3'	141
5.5.7. Calcul et filtrage des coefficients de l'ondelettes de Daubechies 'db3' des signaux de la première cellule de distance	141
5.5.8. Représentation des signaux I et Q de la première porte en distance avant et après filtrage par ondelettes	144
5.5.9. Représentation du spectre Doppler correspondant aux signaux de la première cellule en distance avant et après le filtrage par ondelettes	145
5.5.10. Estimation de la vitesse radiale moyenne par l'algorithme Pulse Pair des dix cellules de distance	145
1. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair avant filtrage des signaux	146
2. Calcul des erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair avant filtrage des signaux	146
3. Estimation de la vitesse radiale moyenne après filtrage de clutter par l'algorithme Ondelettes- Pulse Pair	147
4. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses après filtrage de clutter par Ondelettes- Pulse Pair	148
5.6. Conclusion	149
CONCLUSION	150

APPENDICE

A. Liste des symboles et des abréviations	152
B. Références	155

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

CHAPITRE 1

Figure 1.1	Représentation PPI de la vitesse radiale calculée	29
Figure 1.2	Schéma bloc d'un radar Doppler météorologique	30
Figure 1.3	Schéma bloc d'un transmetteur	31
Figure 1.4	Représentation des impulsions émises et reçues	31
Figure 1.5	Relation entre le volume et la réflectivité	35
Figure 1.7	Radar météorologique Doppler pulsé WSR-88D	37

CHAPITRE 2

Figure 2.1	Schéma bloc d'un récepteur de radar Doppler	38
Figure 2.2	Représentation complexe des signaux I et Q	40
Figure 2.3	Ensemble de particules aléatoires pour lesquelles les positions instantanées sont décrites par des vecteurs r_k par rapport au radar $r_k (k = 1, 2, \dots)$	42
Figure 2.4	Représentation sur le plan complexe de la sommation instantanée de phaseurs. La phase θ_k est supposée uniformément distribuée sur $[-\pi, \pi]$. Les composantes du phaseur résultant sont I et Q	42
Figure 2.5	Densités de probabilité de : (a) l'amplitude du signal, (b) la phase du signal, et (c) la puissance du signal.	47
Figure 2.6	Le spectre Doppler $S(f)$ est la densité spectrale de puissance normalisée par la puissance moyenne reçue en fonction de f_λ : \bar{f} est la fréquence Doppler moyenne et σ_f est l'écart –type du spectre.	49
Figure 2.7	Spectre Doppler et ses caractéristiques	51

CHAPITRE 3

Figure 3.1	La densité spectrale de puissance du bruit blanc	57
Figure 3.2	Le spectre de bruit dans un récepteur passe bande idéalisé	58
Figure 3.3	Modèle de bruit pour un dispositif à deux ports en fonction de température de bruit T_D	58
Figure 3.4	Dispositifs à deux ports connectés en cascade.	59
Figure 3.5	Schéma de principe représentant le gain / perte et la température de bruit de l'antenne, guide d'onde, un amplificateur à faible bruit, et le récepteur	61
Figure 3.6	Le spectre et la fonction d'autocorrélation de la bande limitée du bruit blanc. (a) Spectre de bruit à bande limité et la fonction d'autocorrélation. (b) Spectre de bruit à bande limité échantillonné au taux d'échantillonnage de Nyquist, et la fonction d'autocorrélation correspondante. (c) Spectre et fonction d'autocorrélation de la séquence de bruit à temps discret	63
Figure 3.7	Image représentant l'écho radar sur bâtiments	64
Figure 3.8	Ecran PPI dont l'écho du sol masque les données météorologiques	64
Figure 3.9	Spectre Doppler en fonction des vitesses non ambiguës en présence de clutter fixe	65

CHAPITRE 4

Figure 4.1	Ondelette « chapeau mexicain » : 2D (haut), 1D (bas)	68
Figure 4.2	Exemple d'ondelette dilatée et translatée	68
Figure 4.3	Processus de transformation en ondelettes d'ondelette	69
Figure 4.4	Processus de discrétisation. (a) Transformée en ondelettes continue. (b) Discrétisation du plan (u, s) . (c) Transformée en ondelettes discrète	71
Figure 4.5	Algorithme de Mallat : décomposition d'un signal (fast wavelet transform)	75
Figure 4.6	Algorithme de Mallat : reconstruction ou synthèse d'un signal (fast inverse wavelet transform)	75

Figure 4.7	Ondelette de Haar ψ et ses filtres associés h et g	78
Figure 4.8	Ondelette de Daubechies ψ d'ordre 2 et ses filtres associés h et g	79
Figure 4.9	Ondelette de Daubechies ψ d'ordre 3 et ses filtres associés h et g	79
Figure 4.10	Symlette ψ d'ordre 4 et ses filtres associés h et g	80
Figure 4.11	Symlette ψ d'ordre 20 et ses filtres associés h et g	80
Figure 4.12	Représentation du seuillage	84
 Chapitre 5		
Figure 5. 1	Opération de filtrage et d'estimation des vitesses radiales	88
Figure 5.2	Organigramme de génération des signaux radar et du spectre Doppler	89
Figure 5.3	Représentation des signaux radar I et Q et du spectre Doppler	90
Figure 5.4	Nombre d'échantillons égal à 64	91
Figure 5.5	Nombre d'échantillons égal à 128	91
Figure 5.6	Nombre d'échantillons égal à 256	91
Figure 5.7	Rapport signal à bruit égal à 1dB	92
Figure 5.8	Rapport signal à bruit égal à 10dB	93
Figure 5.9	Largeur du spectre Doppler σ égal à 1 m/s	94
Figure 5.10	Largeur du spectre Doppler σ égal à 10 m/s	94
Figure 5.11	Les séries temporelles I et Q et le spectre du Doppler correspondant	95
Figure 5.12	Histogramme du signal en phase I	96
Figure 5.13	Histogramme du signal déphasé en quadrature Q	96
Figure 5.14	Fonction de densité spectrale de puissance	96
Figure 5.15	Diagramme de dispersion des composantes I et Q	97
Figure 5.16	Organigramme de génération des signaux radar bruités et du spectre Doppler de puissance.	99

Figure 5.17	Représentation des signaux bruités et du spectre Doppler de puissance de la première cellule de distance, simulé à $SNR = 3$ dB	100
Figure 5.18	Organigramme du débruitage des signaux I et Q par ondelettes utilisant le seuillage dur	101
Figure 5.19	Organigramme du débruitage des signaux I et Q par ondelettes utilisant le seuillage doux	102
Figure 5.20	Organigramme d'estimation des vitesses radiales par Pulse Pair des dix cellules après débruitage	103
Figure 5.21	Représentation du seuillage	104
Figure 5.22	Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur, signal I	106
Figure 5.23	Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur, signal Q	106
Figure 5.24	Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage doux, signal I	107
Figure 5.25	Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage doux, signal Q	107
Figure 5.26	Les signaux I et Q après débruitage par seuillage dur et doux	108
Figure 5.27	Comparaison du spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage dur	109
Figure 5.28	Comparaison du spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage doux	109
Figure 5.29	Comparaison du spectre de puissance calculé après débruitage des signaux par seuillage dur et doux	110
Figure 5.30	La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode Pulse Pair avant débruitage des signaux par ondelettes	111
Figure 5.31	Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance par la méthode ondelettes– Pulse Pair	111
Figure 5.32	La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair	112
Figure 5.33	Erreur relative commise sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair	113
Figure 5.34	La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair	114

Figure 5.35	Erreur relative commise sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair	114
Figure 5.36	Représentation des signaux bruités et du spectre Doppler de puissance de la deuxième cellule de distance, simulé à $SNR = 1$ dB	116
Figure 5.37	Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur, signal I	117
Figure 5.38	Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur, signal Q	117
Figure 5.39	Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage doux, signal I	117
Figure 5.40	Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage doux, signal Q	117
Figure 5.41	Les signaux I et Q après débruitage par seuillage dur et doux	118
Figure 5.42	Comparaison du spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage dur	118
Figure 5.43	Comparaison du spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage doux	119
Figure 5.44	Comparaison du spectre de puissance calculé après débruitage des signaux par seuillage dur et doux	119
Figure 5.45	La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode Pulse Pair avant débruitage des signaux par ondelettes	120
Figure 5.46	Erreurs relatives sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance par Pulse Pair avant débruitage des signaux	120
Figure 5.47	La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair	121
Figure 5.48	Erreur relative sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair	122
Figure 5.49	La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair	122
Figure 5.50	Erreur relative sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair	123

Figure 5.51	Représentation des signaux bruités et du spectre Doppler de puissance de la première cellule de distance, simulé à $SNR = 5$ dB	124
Figure 5.52	Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur, signal I	125
Figure 5.53	Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur, signal Q	125
Figure 5.54	Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage doux, signal I	126
Figure 5.55	Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage doux, signal Q	126
Figure 5.56	Les signaux I et Q après débruitage par seuillage dur et doux	127
Figure 5.57	Comparaison du spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage dur	127
Figure 5.58	Comparaison du spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage doux	128
Figure 5.59	Comparaison du spectre de puissance calculé après débruitage des signaux par seuillage dur et doux	128
Figure 5.60	La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode Pulse Pair avant débruitage des signaux par ondelettes	129
Figure 5.61	Erreurs relatives sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance par Pulse Pair avant débruitage des signaux	129
Figure 5.62	La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair	130
Figure 5.63	Erreur relative sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair	131
Figure 5.64	La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair	131
Figure 5.65	Erreur relative sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair	132
Figure 5.66	Organigramme de génération des signaux radar et du spectre Doppler en présence de clutter	134

Figure 5.67	Organigramme de filtrage des signaux radar	135
Figure 5.68	Organigramme d'estimation des vitesses radiales	136
Figure 5.69	Les signaux I et Q et le spectre Doppler de puissance de l'écho météorologique à 12,5m/s en présence de clutter à 0m/s de la première cellule de distance	137
Figure 5.70	Transformée en ondelettes discrète basée sur l'analyse multirésolution	139
Figure 5.71	Représentations des quatre filtres miroirs de Daubechies d'ordre 3 (db3) utilisés dans le filtrage des signaux	141
Figure 5.72	Représentations des coefficients d'ondelettes de Daubechies d'ordre 3 (db3) du signal I de la première cellule de distance avant et après filtrage	141
Figure 5.73	Représentations des coefficients d'ondelettes de Daubechies d'ordre 3 (db3) du signal Q de la première cellule de distance avant et après filtrage	141
Figure 5.74	Représentation des coefficients du signal I (première cellule de distance) de décomposition (cA4 cD4 cD3 cD2 cD1) et de reconstruction (A4 D4 D3 D2 D1) pour chaque niveau.	143
Figure 5.75	Comparaison du signal I de la première cellule de distance avec histogrammes avant et après le filtrage	143
Figure 5.76	Comparaison du signal Q de la première cellule de distance avec histogrammes avant et après le filtrage	144
Figure 5.77	Comparaison des signaux I et Q de la première cellule de distance avant et après filtrage par ondelettes	144
Figure 5.78	Le spectre Doppler de puissance de la première cellule de distance avant et après filtrage par ondelettes	145
Figure 5.79	La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode Pulse Pair avant filtrage des signaux par ondelettes	146
Figure 5.80	Erreurs relatives sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance par l'algorithme Pulse Pair avant filtrage des données	146
Figure 5.81	La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes-Pulse Pair	147
Figure 5.82	Erreurs relatives sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance par l'algorithme Pulse Pair avant filtrage des données	148

INTRODUCTION

Le radar (*radio detection and ranging*) est un système qui utilise la propriété des ondes électromagnétiques de se réfléchir (en totalité ou partiellement) sur tout obstacle ; ce qui permet ainsi de détecter des objets (ou cibles) situés à l'intérieur de son volume de couverture pour en extraire des informations comme la position et la vitesse de la cible. La position est estimée grâce au temps de parcours du signal, et la position angulaire de l'antenne. La vitesse est mesurée à partir du changement de fréquence du signal par effet Doppler. Le radar est utilisé dans de nombreux domaines tels que le contrôle du trafic aérien, l'aéronautique, la surveillance du trafic routier, l'astronautique et la météorologie.

En météorologie, il constitue un outil indispensable à l'observation de l'atmosphère (surveillance et détection des zones pluvieuses) et à l'élaboration des prévisions météorologiques à courte échéance. Il peut apporter également des informations nécessaires aux services d'annonce des crues puisqu'il permet de fournir, après traitement approprié, une estimation des cumulus de précipitations. La mesure des précipitations est rendue possible par la forte influence que les hydrométéores exercent sur la propagation des ondes électromagnétiques de faible longueur d'onde. Le radar Doppler permet non seulement de détecter l'intensité et l'emplacement des précipitations à plusieurs niveaux, mais encore de mesurer la vitesse et la direction de déplacement dans la zone balayée, selon qu'elles s'approchent ou s'éloignent de son site [1].

Le secteur qui fait l'objet de notre étude est l'aéronautique. La météorologie aéronautique s'occupe de tous les phénomènes concernant ou menaçant directement les pratiques aéronautiques. Une connaissance précise de l'atmosphère est en effet essentielle pour pratiquer l'aviation et l'aérostation. C'est dans l'atmosphère que se déplacent les aéronefs : ils y rencontrent une majorité

de phénomènes gênants voire dangereux tels que les orages, les tornades, le givrage, les fortes précipitations, le cisaillement de vent ... en vol ou même en phase d'approche.

Le radar comporte une antenne tournante qui émet un signal électromagnétique. Lorsque ce signal rencontre un météore (particule d'eau), il est réfléchi en partie en direction de l'antenne tournante qui fonctionne aussi comme récepteur. Le décalage temporel entre l'émission et la réception du signal permet le calcul de la distance entre l'antenne et le météore. Les gouttes de pluie, les flocons de neige et les grêlons réfléchissent les ondes électromagnétiques émises par le radar de manière proportionnelle à leur taille. Ce signal de retour s'appelle un écho. La représentation des échos sur une carte montre la répartition géographique des précipitations, ainsi que leur intensité, indiquée par un code de couleurs.

Cependant le signal radar est perturbé par diverses sources d'interférences, ces sources sont classées en deux catégories :

1. Le bruit présent dans les signaux reçus pouvant biaiser aussi bien la détection des cibles météorologiques que l'estimation du spectre Doppler des précipitations (vent, masses d'air, gouttes d'eau,..) [1].
2. Les échos fixes (clutter) provenant des obstacles comme les montagnes ou les constructions au voisinage immédiat de l'antenne, qui renvoient des échos parasites et masquent les zones situées au-delà [2].

Le but de ce travail consiste à proposer des algorithmes de débruitage par analyse multirésolution, qui s'appliquent, d'une part, en présence de bruit, et d'autre part, en présence de clutter sur des signaux simulant la perturbation microrafale de vent détectée par un radar météorologique Doppler pulsé de type WSR-88D (*weather surveillance radar*), travaillant dans la bande de fréquences S (2 à 4 GHz), pour améliorer la sécurité aérienne par des prévisions météorologiques fiables.

L'essor actuel des transformées en ondelettes est dû principalement à deux propriétés spécifiques résultant des décompositions sur des bases d'ondelettes orthogonales : la parcimonie de représentation et la tendance à

transformer un processus aléatoire stationnaire en séquences gaussiennes décorréliées [3].

Le succès de l'analyse multirésolution à base d'ondelettes dans le débruitage est précisément assuré par sa capacité de décorrélation (séparation du bruit et du signal utile) et par la notion de parcimonie de sa représentation.

Cette parcimonie se matérialise par un faible nombre de coefficients d'ondelettes (ou plus exactement de coefficients de la transformée en ondelettes) de forte amplitude, représentant le signal utile. Quant au bruit, souvent supposé blanc et stationnaire, il aura tendance à se répartir sur toutes les composantes ou coefficients d'ondelettes.

S'appuyant sur ces deux propriétés (parcimonie et décorrélation), un filtrage adéquat dans le domaine des ondelettes et le calcul de la transformée en ondelettes inverse correspondante permettront d'obtenir le signal débruité.

L'analyse multirésolution à base ondelettes fournit des algorithmes de débruitage très simples et plus performants que les méthodes linaires du type Wiener et cela grâce à leur adaptabilité et à leur faible complexité calculatoire.

Dans le cadre de ce projet, nous avons développé un premier algorithme pour filtrer le bruit en exploitant l'analyse multirésolution sous le postulat du choix approprié d'une base de décomposition pour faciliter la discrimination signal utile/bruit, en calculant les coefficients du signal bruité sur une base orthonormée d'ondelettes de Daubechies d'ordre 3 (*db3*), et à remplacer chaque coefficient par son équivalent « seuillé ». Le seuil S est fixé en fonction de la variance (estimée) du bruit. De façon opérationnelle, les coefficients d'ondelettes de faible amplitude sont remplacés par zéro et les coefficients de forte amplitude sont « rétrécis ». Par la suite, il suffit simplement d'appliquer la transformée en ondelettes inverse sur les coefficients seuillés pour récupérer le signal débruité.

Un deuxième algorithme a été développé pour éliminer le clutter contenu dans les échos météorologiques. Une analyse multirésolution à base d'ondelettes de Daubechies d'ordre 3 (*db3*) a été appliquée jusqu'au quatrième niveau de résolution. Sur un plan opérationnel, le signal bruité est analysé à différentes bandes de fréquence en exploitant l'ondelette discrète et orthogonale de Daubechies. La décomposition du signal bruité selon différentes bandes de

fréquence est obtenue simplement par l'algorithme de Mallat [3] qui consiste à réaliser des filtrages successifs passe-haut et passe-bas puis en éliminant les coefficients correspondant au clutter. Le signal débruité c.à.d. sans clutter obtenu par cet algorithme en effectuant une transformée en ondelette inverse à quatre niveaux (de résolution quatre).

Les performances de notre approche seront validées en termes du rapport signal-à-bruit SNR, biais, variance et d'erreurs relatives d'estimations [4].

Ce mémoire se compose de cinq chapitres. Nous commençons notre travail par une revue sur les différentes méthodes de filtrages utilisées dans les radars météorologiques Doppler pulsés.

Le premier chapitre rappelle les compositions de base du radar météorologique Doppler pulsé, ses caractéristiques générales, son principe de fonctionnement et traite les spécifications et caractéristiques du radar météorologique Doppler WSR-88D sur lequel nous avons fait l'application de notre étude.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons les principes de la télédétection radar météorologique, ainsi que les différentes méthodes de traitement de signal utilisées dans ce domaine.

Dans le troisième chapitre, nous définissons les différentes sources de bruits et d'interférences parasitant le signal radar.

Le quatrième chapitre est le point central de notre travail : il rappelle l'analyse multirésolution et ses avantages ainsi que les méthodes de débruitage fondées sur les ondelettes discrètes orthogonales.

Nous terminerons ce travail par l'application des méthodes développées et leur validation statistiques.

REVUE SUR LES DIFFERENTES METHODES DE FILTRAGE UTILISÉES DANS LES RADARS METEOROLOGIQUES DOPPLER PULSÉS

Parmi les moyens d'estimation des précipitations, le radar est actuellement l'instrument le plus utilisé de par le monde. Cependant, la qualité de mesures par radar est tributaire d'un éventuel réseau d'étalonnage mais aussi de facteurs météorologiques et instrumentaux. L'autre problème majeur de mesure par radar est lié aux sources d'interférences. Ces derniers réduisent considérablement les performances de l'instrument en induisant des erreurs non négligeables dans l'estimation des précipitations.

Récemment, beaucoup des travaux ont été fait et continue de se faire dans le développement des algorithmes de traitement des signaux radar, à la recherche de toujours améliorer le processus d'estimation des moments statistiques.

L'objectif de ces méthodes est d'extraire le signal utile atmosphérique même en présence de sévères contaminations (clutter et bruits). Ce signal sera utilisé seul à la détermination des caractéristiques du vecteur vitesse.

En 1981, Zernic et Hamidi ont proposé l'utilisation des Filtres FIR (*finite impulse response*) pour filtrage de clutter sol dans les radars météorologiques Doppler pulsés suivi de l'estimateur Pulse Pair pour estimation des vraies vitesses radiales [5].

En 1998, May et Strauch ont proposé l'utilisation de filtre numérique linéaire de convolution avec une bande de rejet autour de la fréquence zéro [6].

Par ailleurs, en 1993 Banjanin, Zrnica et Cruz ont introduit des méthodes basées sur la prédiction linéaire pour désigner l'estimation de la fréquence Doppler des signaux radar météorologique en présence de fouillis de sol lorsque seulement un petit nombre d'échantillons est disponible pour le traitement de l'information. Cet estimateur a été considéré comme une généralisation de

l'estimateur Pulse Pair et il peut donner des résultats satisfaisants dans le cas où le clutter est puissant quand à la méthode basée sur la décomposition en sous espace Minimum Norm (MN) introduit par Chen et al a été appliqué pour un clutter puissant est moyen [7].

Le traitement spectral a été identifié par Fabry et Keeler en 2003 comme l'une des tendances du traitement de signal radar météorologique pour améliorer la précision et la sensibilité de l'information météorologique. Par exemple des interférences et \ou clutter contaminant les signaux désirés peuvent être facilement édités sur un spectre Doppler pour améliorer la qualité des données [8].

En 2004 Siggia et Passareli ont montré que l'utilisation d'un modèle gaussien de traitement adaptatif GMAP (*Gaussien model adaptive processing*) dans les radars météorologiques Doppler pulsé tel que WSR-88D pour le filtrage de clutter dans le domaine spectral à l'aide des fenêtres de Hamming, rectangulaire ou Blackman, peut fournir une meilleure estimation des moments spectraux [9].

En 2007 Bachmann, DeBrunner et Zernic ont appliqué le traitement spectral (des filtres adaptatifs notch RII) pour récupérer les signaux faibles submergés dans le bruit ou masqué par le clutter dans une région urbaine [10].

En 2009, Khider, Haddad et Taleb-Ahmed ont appliqué l'approche MMTO-2d (Maximum des modules de la transformée en ondelettes 2D) pour l'analyse multi fractale des échos radar et l'identification des échos parasites en provenance de la surface terrestre. Par considération des images radar prises dans deux régions (traitement d'image) où prévalent des climats et des reliefs différents Sétif (Algérie) et Bordeaux (France). Ils ont montré que le clutter est caractérisé par un spectre monofractal donc à éliminer, contrairement aux échos de précipitations qui présentent un caractère multi fractal à conserver [11].

Les traitements classiques des signaux radars météorologiques, notamment pour l'élimination du clutter, sont réalisés généralement à l'aide de filtres IIR (*infinite impulse response*).

Quant aux filtres FIR (*finite impulse response*) traditionnels, leur utilisation est plus rare en raison de la non-adaptabilité de la sortie à l'entrée. En effet, dans ce cas la sortie est égale à un simple produit de convolution entre l'entrée et la réponse impulsionnelle définie par un nombre fini de coefficients.

Rappelons que dans le cas d'un filtre IIR, la sortie à l'instant présent dépend non seulement de l'entrée aux instants présents et passés (pondérée par M coefficients b_i) mais également de la sortie aux instants passés (pondérée par N coefficients a_i). Cette faculté des filtres IIR leur confère une récursivité qui tient compte d'une mémoire (la sortie aux instants passés) et donc d'une meilleure adaptabilité par rapport aux filtres FIR, mais ils ont également l'inconvénient de leur réponse impulsionnelle qui est infinie comme leur nom l'indique, ce qui signifie que la sortie du filtre IIR est affectés par les perturbations qui se produisent au niveau du radar tels qu'un changement de PRF de radar ou la réception d'un clutter puissant [9].

Toutefois, l'estimation du spectre du signal résultant après élimination du clutter est réalisée dans le domaine fréquentielle par transformation de Fourier (DFT ou FFT) ce qui limite forcément le pouvoir de résolution fréquentielle à l'inverse de la durée d'observation du signal analysé ; ce qui revient à dire que la résolution fréquentielle est fortement dépendante du nombre d'échantillons du signal et de sa cadence d'échantillonnage.

De plus, l'utilisation de fenêtres de pondération du type Hanning, Hanning, Blackman ou, encore pire, rectangulaire introduit un biais d'estimation non-négligeable et une variance accrue dans la bande fréquentielle d'intérêt.

Un autre dilemme se pose concernant la taille de la fenêtre d'analyse :

- une fenêtre longue ou de grande taille (c'est-à-dire comportant un nombre important d'échantillons) entraîne une bonne résolution fréquentielle, mais demeure aveugle aux discontinuités et singularités du signal,
- par contre, une fenêtre courte permet la prise en compte d'évènements transitoires et de changements soudains du signal, mais au détriment de la résolution fréquentielle.

Dans ce contexte d'élimination de clutter, l'approche GMAP (*Gaussian model adaptive processing*) n'est ni pertinente ni optimale puisqu'elle cumule les inconvénients suivants :

- Utilisation d'un filtre IIR.
- Utilisation de fenêtres d'analyse et DFT.
- Hypothèse d'un spectre gaussien.
- Interpolation du spectre.
- Complexité calculatoire accrue et donc un temps de traitement significatif même si les traitements sont implémentés sur des processeurs de traitement du signal tel que le SIGMET RVP8 [9].

Nous proposons dans ce travail, une alternative à ces approches traditionnelles par exploitation d'une analyse multirésolution à base d'ondelettes pour éliminer le clutter et réduire efficacement le bruit de mesure par seuillage adéquat ou *shrinkage* tout en maintenant une faible complexité algorithmique adaptée à un traitement temps réel.

L'avantage principal des ondelettes sur la transformée de Fourier à court terme est la possibilité d'effectuer une analyse multirésolution, c'est-à-dire, une analyse à différentes échelles. Opérationnellement, une ondelette mère est comprimée ou dilatée selon la taille de l'intervalle analysé. Cette analyse agit comme un "microscope mathématique", car les ondelettes s'adaptent automatiquement aux différentes composantes du signal: les ondelettes larges donnent une image approximative du signal, tandis que les ondelettes étroites permettent de "zoomer" dans les détails. La possibilité d'avoir différents niveaux de résolution à différentes échelles (en général cinq niveaux de résolution sont utilisés, chacun étant deux fois plus fin que le précédent) fait que le vocable « octaves » est souvent adopté. Doubler la résolution équivaut à augmenter la fréquence des ondelettes par deux (d'une octave). Ceci est un avantage déterminant dans l'estimation spectrale d'un signal radar.

En ce qui concerne l'élimination du clutter par analyse multirésolution, il suffit de ne pas considérer la bande fréquentielle correspondant à la bande

(faibles vitesses) du clutter lors de la reconstruction (transformée en ondelettes inverse).

De plus, dans le cadre de la réduction de bruit, plus communément connue sous le vocable de « débruitage », le succès de l'analyse multirésolution à base d'ondelettes est précisément assuré par sa capacité de décorrélation (séparation du bruit et du signal utile) et par la notion de parcimonie de sa représentation.

Cette parcimonie se matérialise par un faible nombre de coefficients d'ondelettes (ou plus exactement de coefficients de la transformée en ondelettes) de forte amplitude, représentant le signal utile supposé régulier, ou régulier par morceaux. Quant au bruit, souvent supposé blanc et stationnaire, il aura tendance à se répartir sur toutes les composantes ou coefficients d'ondelettes.

S'appuyant sur ces deux propriétés (parcimonie et décorrélation), un filtrage adéquat dans le domaine des ondelettes et le calcul de la transformée en ondelettes inverse correspondante permettront d'obtenir le signal débruité.

Les performances de ce filtrage seront analysées, tant du point de vue du rapport signal à bruit noté SNR (signal-to-noise ratio) que du biais, variance et erreur relative moyenne de l'estimation spectrale.

En conclusion, l'analyse multirésolution à base d'ondelettes exploitant l'algorithme rapide de Mallat peut être réalisée sur un simple processeur de traitement du signal sans lui dédier un processeur spécialisé tel que SIGMET RVP8.

CHAPITRE 1

RADAR MÉTÉOROLOGIQUE DOPPLER PULSÉ

1.1. Introduction

Dans ce premier chapitre, nous allons présenter quelques notions de base sur le radar météorologique Doppler pulsé, son principe de fonctionnement et ses modes d'acquisition et de traitement, et nous allons étudier en particulier le radar météorologique Doppler pulsé WSR-88D, ses caractéristiques et spécifications [12].

Une étude détaillée sur les phénomènes météorologiques peut être trouvée dans plusieurs références spécialisées [13].

Le radar météorologique Doppler pulsé est un type de radar météorologique qui utilise l'effet doppler et permet de détecter le changement de fréquence du signal réfléchi par les cibles météorologique, ce qui permet de déterminer leurs vitesses de déplacement, leurs directions et leurs étendues [14].

La représentation du signal reçu est sous la forme d'un plan de position PPI (*plan position indicator*) comme l'illustre la figure 1.1.

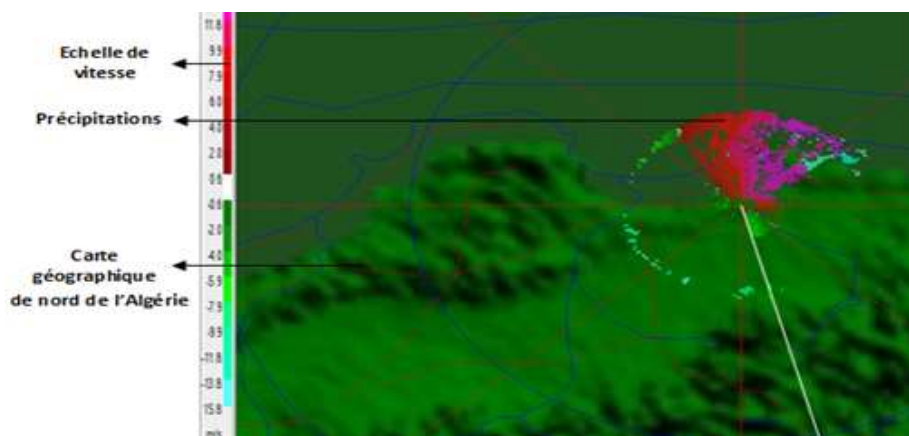


Figure 1.1 : Représentation PPI de la vitesse radiale calculée

1.2. Composition de base du radar météorologique

Le radar météorologique Doppler est un assemblage de fonctions tant matérielles que logicielles. Il est constitué d'un émetteur ou transmetteur générant des signaux hyperfréquences, d'une antenne pour diffuser le signal généré sous formes d'ondes électromagnétiques, et recevoir le signal réfléchi (écho) par les cibles détectées, d'un récepteur servant à détecter et à traiter les signaux reçus via des calculateurs et des processeurs, et d'un système d'affichage de données servant comme interface entre le radar et le radariste. Ces composants sont exposés avec plus de détails ci-dessous [14]:

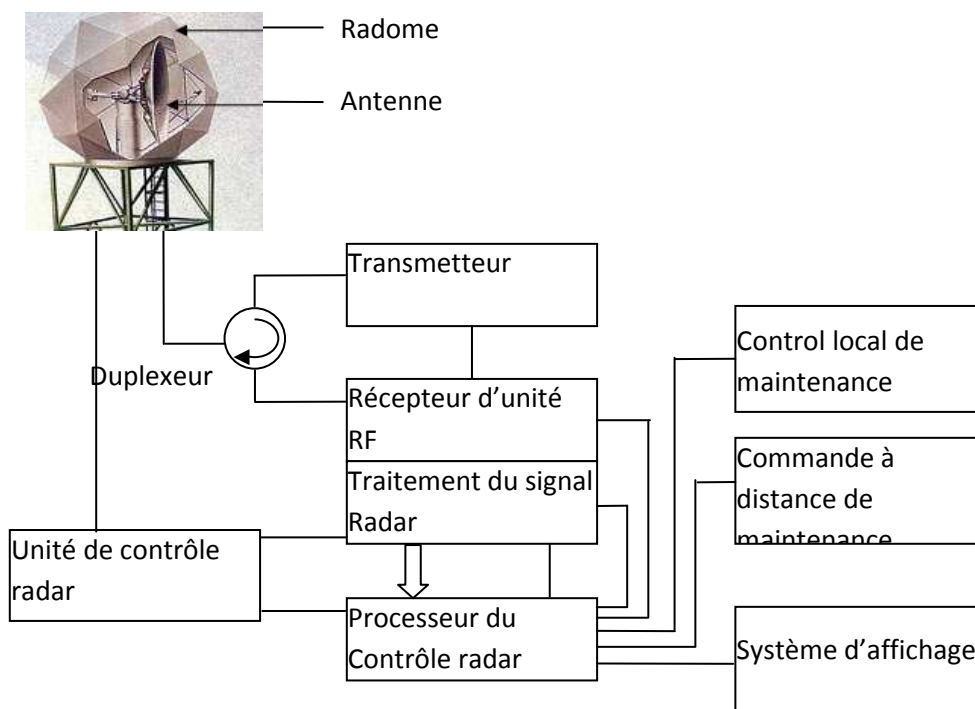


Figure 1.2 : Schéma bloc d'un radar Doppler météorologique

● Transmetteur

Il est constitué d'un amplificateur de puissance qui est généralement un klystron, succédant à un oscillateur local pour produire le signal hyperfréquence d'émission $f_0 = f_s + f_c$, et est commuté par un excitateur pour générer un train d'impulsions cohérentes; chacune de durée τ et de période de répétition T_r . L'excitateur quand à lui-même, est une collection de deux importants modules: le synchroniseur et le modulateur.

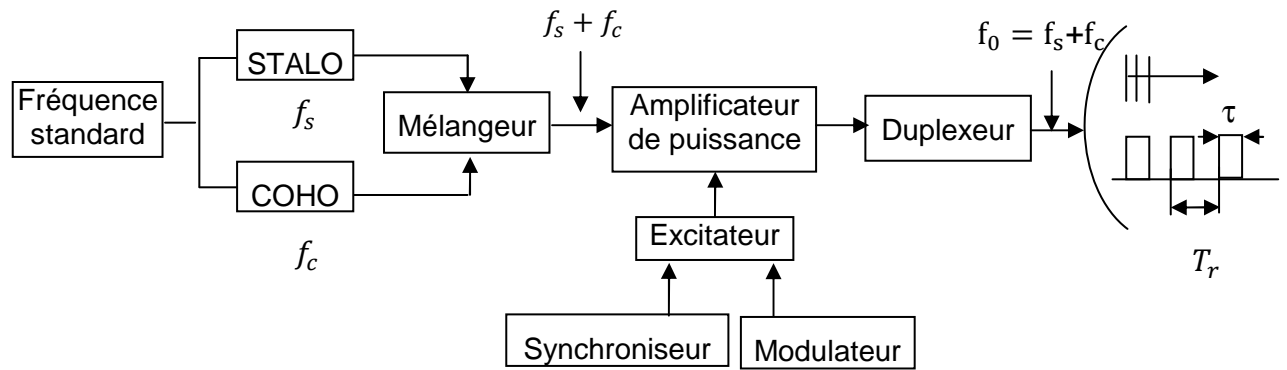


Figure 1.3 : Schéma bloc d'un transmetteur

Le premier étant le cœur de tout système radar, sert à harmoniser tout le traitement radar de l'émission jusqu'à le traitement des échos reçus. Quand au second, la fonction principale est de délivrer une impulsion de forte puissance pour l'émetteur à chaque impulsion du synchroniseur.

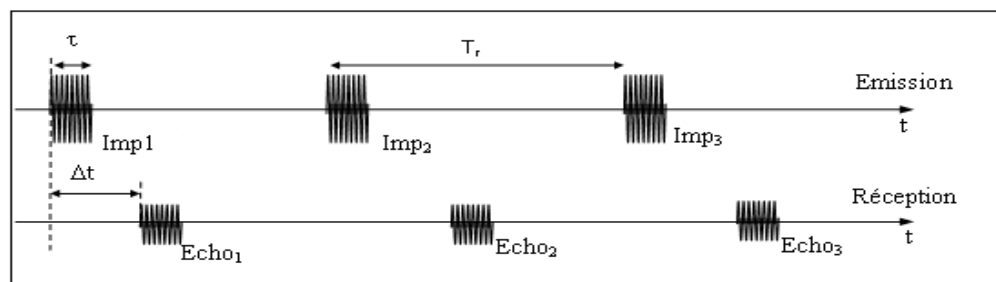


Figure 1.4 : Représentation des impulsions émises et reçues

- Duplexeur

Dispositif reliant physiquement l'émetteur et le récepteur à l'antenne, et commute celle-ci entre ses fonctions d'émission/réception afin de protéger le circuit récepteur contre les fortes impulsions d'émission.

- Antenne

Peut être assimilée à un transducteur servant à convertir le signal généré dans le transmetteur en ondes électromagnétiques pour être diffusées dans l'espace en destination des précipitations, et de capter l'écho revenu pour le faire traiter dans l'étage récepteur. En général, les radars météorologiques possèdent d'antennes très directives (pour maximiser leurs portées) et de moyennes dimensions (grâce aux fortes fréquences utilisées).

- Radome (Radar dôme)

Couverture conçus généralement sous forme de dôme, visant à protéger l'antenne radar contre les sévères perturbations météorologiques telles que le vent, le givre, etc.

- Unité de control d'antenne

Traite toutes les fonctions concernant le positionnement, le balayage et la vérification de l'état de l'antenne.

- Récepteur

Le récepteur est désigné pour détecter, filtrer, amplifier et digitaliser les échos transmis au radar de manière à fournir la meilleur résolution et distinction entre les échos désirable et indésirables. Ainsi que, le récepteur est toujours conçu pour avoir le plus faible bruit possible et un gain suffisant.

- Processeur du control radar

C'est l'unité responsable du contrôle et de la supervision du système radar. Lorsqu'une défaillance est constatée au niveau d'un des paramètres du système, le processeur se réagit selon la gravité de la situation.

- Processeur du signal radar

C'est l'unité critique du système radar effectuant le traitement de ses signaux. Elle accomplit généralement trois tâches principales concernant respectivement le déclenchement du système radar et particulièrement le transmetteur, la modulation en phase et/ou en fréquence du signal porteuse, ainsi que la numérisation et le prétraitement des signaux reçus.

- Interfaces d'affichages et de maintenances des unités de contrôle.

1.3. Équation du radar Météorologique

L'équation du radar traduit l'influence de phénomènes physiques sur la puissance rayonnée, la propagation de l'onde, et jusqu'à la réception du signal

réfléchi (écho). L'équation du radar permet de réaliser une estimation des performances d'un système radar. Elle est aboutie comme suit [16]:

$$P_r = \frac{\beta S_e}{r^4} \quad (1.2)$$

Où β : Une constante dépendant des paramètres du système radar,

r : Est la distance des cibles

S_e : La surface équivalente radar.

- Surface équivalente volumique

Dans les calculs de la surface équivalente des cibles météorologiques, l'équation radar diffère des cibles ponctuelles, S_e peut être écrit :

$$S_e = \eta \nu \quad (1.3)$$

où η est la surface équivalente radar par unité de volume et ν est le volume échantillonné par le radar, donc η peut être écrit :

$$\eta = \sum_{i=1}^N S_{e_i} \quad (1.4)$$

La différence tient au fait que le faisceau frappe une multitude de gouttes dans chaque cellule de résolution, ce qui modifie l'expression de S_e . La grosseur des gouttes rencontrées dans la pluie est beaucoup plus petite que la longueur d'onde du radar et par conséquent l'équation de Rayleigh pour la rétrodiffusion d'une goutte devient :

$$S_{e_i} = \frac{\pi^5}{\lambda^4} |k|^2 D_i^6 \quad (1.5)$$

où D_i est le diamètre des gouttes et :

$$|k|^2 = \left| \frac{m^2 - 1}{m^2 + 2} \right| \quad (1.6)$$

où m est l'indice de réfraction complexe. A des températures entre 0° et 20° pour la phase d'eau et des longueurs d'onde centimétrique :

$$|k|^2 = 0.93$$

et pour la phase de glace

$$|k|^2 = 0.20$$

L'équation (1.4) peut être écrite maintenant comme

$$\eta = \frac{\pi^5}{\lambda^4} |k|^2 \sum_{i=1}^N D_i^6 \quad (1.7)$$

Et le facteur de réflectivité total R_f du radar

$$R_f = \sum_{i=1}^N D_i^6 \quad (1.8)$$

- Effet sur l'équation radar

L'équation du radar peut être réécrite en tenant compte du fait que S_e est remplacé par η multiplié par le volume sondé. Quand la pluie remplit le faisceau, le volume sondé est :

$$V = \frac{\pi \theta \phi r^2 c \tau}{8} \quad (1.9)$$

Le volume est lui-même proportionnel à la distance du radar selon la définition de la cellule de résolution du radar dans le dessin de la figure 1.6. On peut remplacer les valeurs de S_e et du volume pour obtenir:

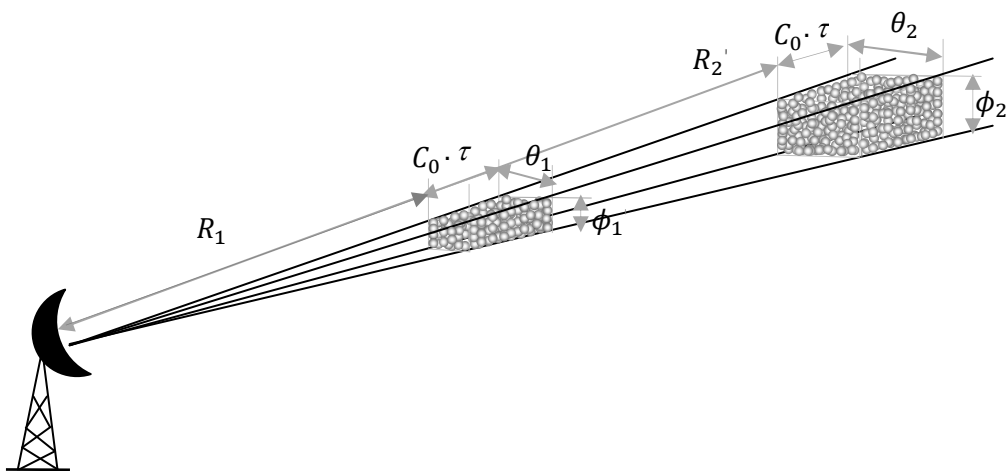


Figure 1.5 : Relation entre le volume et la réflectivité

d'où θ_{Az} et ϕ sont l'angle azimut et l'élévation du faisceau, C est la vitesse de la lumière et r la largeur d'impulsion. En remplaçant les équations (1.9), (1.3) et (1.5) dans l'équation (1.2) donne :

$$\begin{aligned}
P_r &= \frac{\beta \pi \theta_{Az} \phi r^2 c \tau \pi^5}{r^4 8 \lambda^4} |k|^2 \sum_{i=1}^N D_i^6 \\
&= \frac{\beta \pi^6 \theta_{Az} \phi c \tau |k|^2}{8 \lambda^4 r^2} R_f \\
P_r &= \frac{\beta' R_f}{r^2}
\end{aligned} \tag{1.10}$$

Cette expression simple montre que la puissance reçue est une fonction uniquement de β (constante dépendant des paramètres système radar), est proportionnelle à la réflectivité radar facteur R_f , et est inversement proportionnel à r^2 .

En réalité le gain d'antenne n'est pas uniforme sur toute la largeur du faisceau et l'hypothèse d'un gain uniforme peut conduire à des erreurs dans le calcul de R_f supposer une forme gaussienne du faisceau d'antenne, et dérivée de l'équation suivante pour la puissance reçue :

$$P_r = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \theta_{Az} \phi c \tau}{512 (2 \ln 2) \pi^2 r^2} \sum_{i=1}^N S_{e_i} \tag{1.11}$$

où $2 \ln 2$ désigne la correction due à la forme de faisceau gaussien.

En utilisant la relation entre l'équation (1.8) et (1.9) l'équation (1.12) peut être écrite :

$$P_r = \frac{P_t G^2 \theta_{Az} \phi c \tau \pi^3 |k|^2 R_f}{512 (2 \ln 2) r^2 \lambda^2} \tag{1.12}$$

1.4. Le radar météorologique Doppler pulsé WSR-88D

Dans notre projet on a utilisé un type de radar météorologique Doppler pulsé qui est le WSR-88D (*weather surveillance radar*), 1988 de simple polarisation, détecte la précipitation et la direction de celle-ci pour en calculer la vitesse du vent. Le radar effectue un sondage à haute résolution avec une longueur d'onde de 10 cm dont l'atténuation est négligeable dans la pluie forte. Le programme de traitement des données est assorti de différents algorithmes pour l'analyse du potentiel des orages (grêle, tornade, vents).

- Spécifications du radar WSR-88D

Pays d'origine	États-Unis
Mise en opération	1988
Type	Radar météorologique Doppler
Fréquence	2700 à 3 000 Mhz (Bande S)
Largeur de faisceau	0,96° à 2,7 GHz 0,88° à 3,0 GHz
Longueur d'impulsion	de 1,57 à 4,57 μ s
RPM	3 tours par minute
Portée	460 km en réflectivité 230 km en vitesse Doppler
Diamètre	8,54 m
Azimut	0 à 360°
Puissance crête	750 kW à l'émission



Figure 1.6 : Radar météorologique Doppler pulsé WSR-88D

1.5. Conclusion

Le radar météorologique Doppler pulsé peut être considéré comme étant la révolution du vingtième siècle dans le monde de la météorologie. En effet, l'exploitation de l'effet Doppler dans les radars météorologiques, a notablement marqué ses empreintes en termes de qualité des prévisions météorologiques (il est devenu non seulement possible de prévoir la présence de précipitations, mais aussi leur intensité et donc leur degré de sévérité), leur position (en termes de distance, de hauteur et de direction) ainsi que leur vitesse de rapprochement ou d'éloignement.

Concernant le prétraitement des signaux radar météorologique traité dans notre projet, on va faire recours aux dernières technologies radar pour améliorer la sécurité aérienne par des prévisions météorologiques fiables. Notre outil par excellence fut le radar météorologique Doppler pulsé WSR-88D.

CHAPITRE 2

PROPRIETES DU SIGNAL RADAR MÉTÉOROLOGIQUE DOPPLER PULSÉ

2.1. Introduction

Le but du traitement du signal radar météorologique Doppler pulsé est l'extraction d'informations pertinentes par analyse spectrale. Ce traitement peut être également un filtrage en vue de réduire ou éliminer les sources parasites telles que le bruit perturbateur et le clutter.

2.2. Traitement des signaux reçus au niveau du récepteur

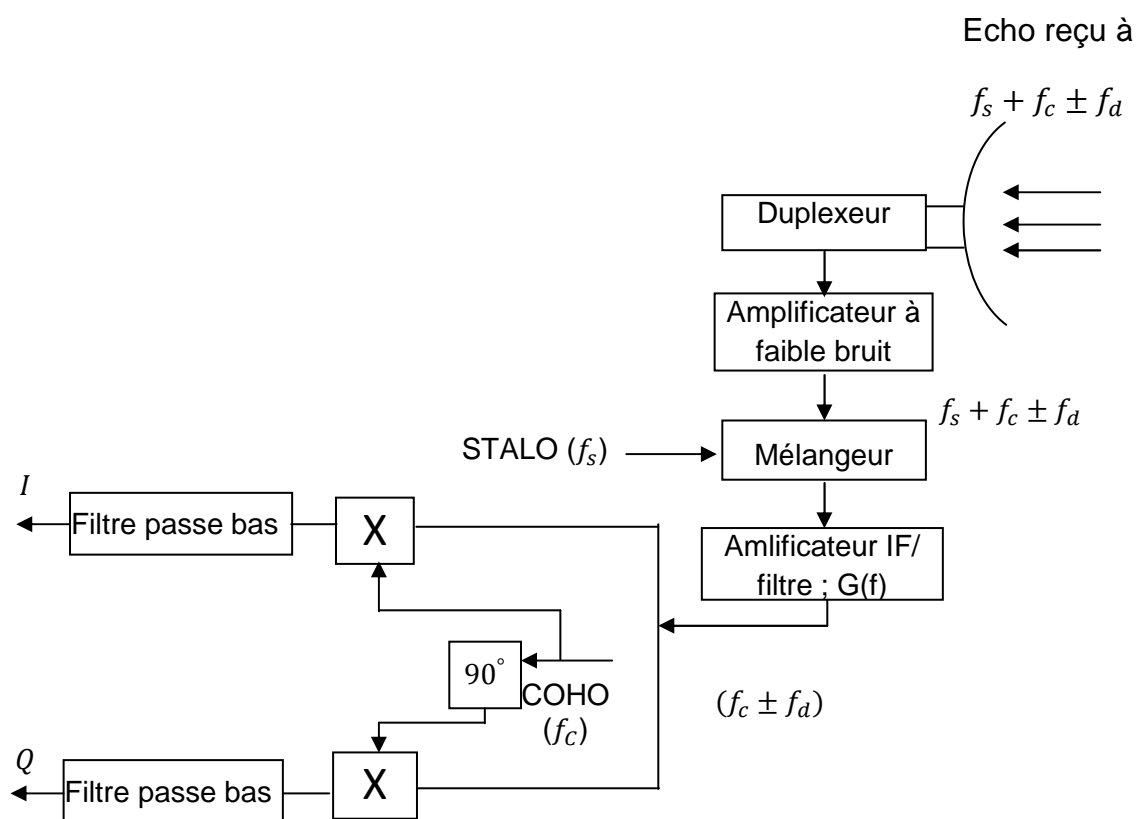


Figure 2.1: Schéma bloc d'un récepteur de radar Doppler

La figure 2.1 représente un bloc-diagramme simplifié d'un récepteur de radar Doppler. Le signal réfléchi sera de même nature que le signal émis sauf qu'il

est décalé avec un retard de t_0 (correspondant au temps de parcours) plus un changement de fréquence appelé fréquence Doppler f_d

$$S_r(t) = U_{tr}(t - t_0) \exp[j2\pi(f_0 \pm f_d)(t - t_0)] \quad (2.1)$$

Dans le récepteur, la fréquence de STALO (*stable local oscillator*) fonctionne comme oscillateur local, et la fréquence de COHO (*coherent oscillator*) correspond à la fréquence intermédiaire (FI) du récepteur, ce qui forme la référence de phase pour le détecteur (ou en phase/ quadrature de phase (I/Q) référence de démodulation).

Le signal reçu $S_r(t)$ est d'abord amplifié par l'amplificateur à faible bruit (LNA), puis mélangé à la fréquence de STALO pour produire le signal FI, comme dans un récepteur superhétérodyne. Etant donné que la fréquence porteuse $f_0 = f_s + f_c$ Le signal de sortie du premier mélangeur est

$$S_r(t) = U_{tr}(t - t_0) \exp[j2\pi(f_{FI} \pm f_d)(t - t_0)] \quad (2.2)$$

L'amplification et le filtrage principaux du signal reçu est fait dans la partie FI du récepteur. La fonction de réponse en fréquence de la partie FI du récepteur est donnée par $G(f)$, ce qui est généralement "égale" à la transformée de Fourier de l'enveloppe complexe du $S_r(t)$ ou de $U_{tr}(t - t_0)$. Une approximation utile pour les radars pulsés est que la largeur de bande de récepteur FI est égale à la largeur de l'impulsion transmise réciproque $\frac{1}{\tau}$. La sortie de l'amplificateur FI est introduit dans le démodulateur de I / Q dont sa fonction est de produire la composante en phase I et en quadrature de phase Q de l'enveloppe du signal reçu, qui est $U_{tr}(t - t_0) \exp[j2\pi(\pm f_d)(t - t_0)]$.

Comme illustré dans la figure 2.1, le signal de référence de COHO lié au démodulateur I/Q est déphasée par 90°. Le signal original et déphasé sont comparés avec $S_r(t)$ et filtré par filtre passe bas pour former les signaux vidéos I et Q.

$$I = U_{tr}(t - t_0) \cos [2\pi(f_d)(t - t_0)] \quad (2.3)$$

$$Q = U_{tr}(t - t_0) \sin [2\pi(f_d)(t - t_0)] \quad (2.4)$$

2.3. Représentation des signaux du radar météorologique Doppler

On peut représenter les deux tensions de la composante en phase I (in phase) et la composante en quadrature de phase Q (Quadrature phase) pour un signal reçu $Z(I, Q)$, sous forme complexe comme le montre le schéma suivant (figure 2.2).

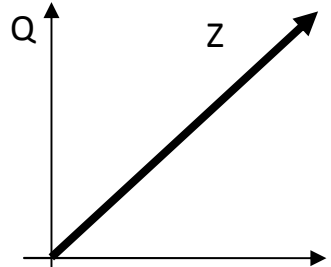


Figure 2.2 : Représentation complexe des signaux I et Q

Les signaux reçus d'un radar météorologique peuvent être représentés comme suit [10]

$$x(t) = a(t) \cos[2\pi f_0 t + \theta(t)] \quad (2.5)$$

où f_0 est la fréquence "porteuse". Les fonctions $a(t)$ et $\theta(t)$ représentent respectivement l'amplitude et la phase de modulation du signal.

Cette expression peut être développée, comme suit :

$$\begin{aligned} x(t) &= a(t) \cos \theta(t) \cos 2\pi f_0 t - a(t) \sin \theta(t) \sin 2\pi f_0 t \\ &= I(t) \cos 2\pi f_0 t - Q(t) \sin 2\pi f_0 t \end{aligned} \quad (2.6)$$

où $I(t)$ et $Q(t)$ sont respectivement les composantes en phase et en quadrature de phase de la modulation.

Le signal complexe (analytique) $S(t)$ associé à $x(t)$ est donné par :

$$\begin{aligned} S(t) &= [I(t) + jQ(t)]e^{j2\pi f_0 t} \\ &= a(t)e^{j\theta(t)}e^{j2\pi f_0 t} \end{aligned} \quad (2.7)$$

Il s'ensuit que $x(t) = \text{Re}[S(t)]$. Après avoir éliminé le terme de la fréquence porteuse. L'enveloppe complexe de $S(t)$ est définie comme étant $Z(t)$:

$$Z(t) = I(t) + jQ(t) = a(t)e^{j\theta(t)} \quad (2.8)$$

Pour faire la distinction entre le signal reçu et le signal émis, il convient de noter le signal émis ou transmis par

$$S_{tr}(t) = U_{tr}(t)e^{j2\pi f_0 t} \quad (2.9)$$

Le signal reçu ou réfléchi sera noté :

$$S_r(t) = Z_r(t)e^{j2\pi f_0 t} \quad (2.10)$$

où $U_{tr}(t)$ et $Z_r(t)$ sont les enveloppes complexes correspondantes.

En général, une précipitation est composée d'un grand nombre d'hydrométéores s'étendant sur un grand volume disposant chacun d'une amplitude de diffusion et d'une vitesse. La tension électrique reçue peut être exprimée par

$$Z_r(t) = \sum_k A_k(\tau_k; t) e^{-j2\pi f_0 \tau_k} U_{tr}(t - \tau_k) \quad (2.11)$$

A_k est l'amplitude de diffusion de la $k^{\text{ème}}$ particule évalué à $t_k = t - \tau_k$ et $\tau_k = 2r_k/c$, avec τ_k définit le temps que l'écho parcourt et r_k la distance entre l'émetteur et la $k^{\text{ème}}$ particule, et c la célérité de l'onde électromagnétique. Les angles de phase sont $\theta_k = 2\pi f_0 \tau_k$. Pour des particules aléatoirement distribuées, θ_k est uniformément distribué dans $(-\pi, \pi)$. L'amplitude de diffusion de la $k^{\text{ème}}$ particule a une dépendance fonctionnelle $A_k(\tau_k; t)$.

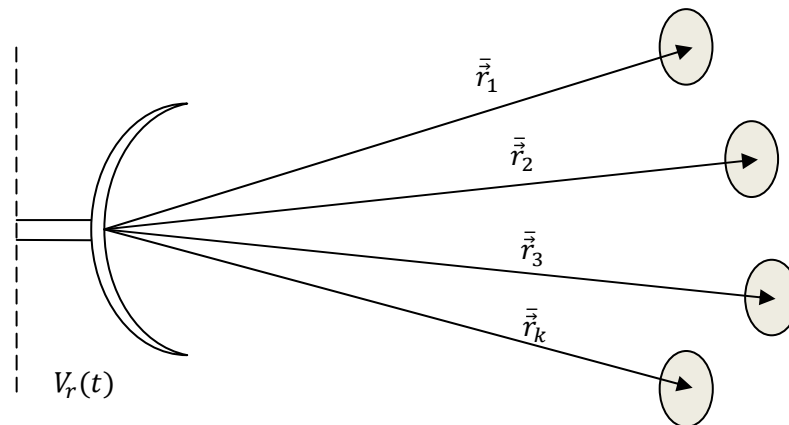


Figure 2.3 : Ensemble de particules aléatoires pour lesquelles les positions instantanées sont décrites par des vecteurs r_k par rapport au radar $r_k(k = 1, 2, \dots)$.

Pour n'importe quelle fréquence particulière $Z_r(t)$, pour un t donné, représente la résultante des phaseurs élémentaires comme l'indique la figure 2.4.

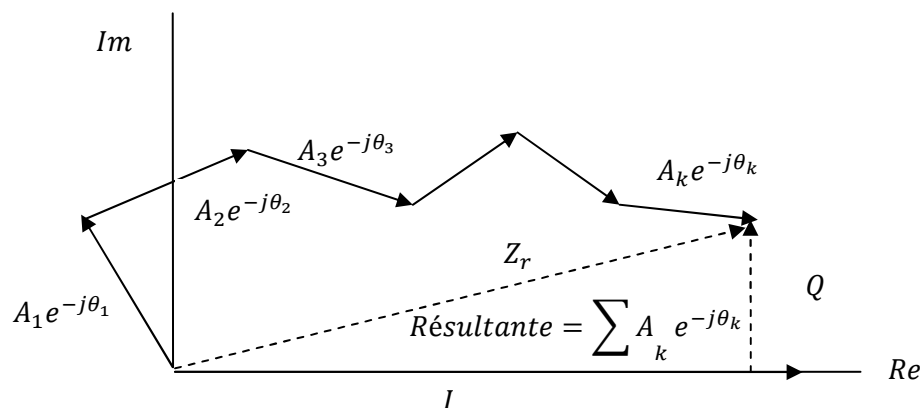


Figure 2.4 : Représentation sur le plan complexe de la sommation instantanée de phaseurs. La phase θ_k est supposée uniformément distribuée sur $[-\pi, \pi]$.

Les composantes du phaseur résultant sont I et Q

Considérant $Z_r(t + \Delta t)$, pendant Δt les particules bougent et leurs r_k correspondante va changer. Si Δt est très petite, les phaseurs élémentaires à t et $t + \Delta t$ vont être alignés.

2.4. Propriétés statistiques du signal reçu

Dans un radar Doppler à impulsions, le signal reçu peut s'écrire sous la forme de la somme des signaux individuels dispersés dans le volume de résolution. Il a été montré par (2.11) que chaque échantillon du signal reçu peut

être décrit comme une somme de phaseurs élémentaires avec des phases réparties uniformément entre $[-\pi, \pi]$.

Conformément au théorème de la limite centrale (Papoulis 1987), qui stipule que la distribution asymptotique des sommes d'un grand nombre de variables aléatoires indépendantes, est une distribution normale ou gaussienne de moyenne nulle ; il s'en suit que les parties réelles et imaginaires du signal reçu sont gaussiennes et centrées. Les propriétés du signal reçu ressemblent à celles d'un bruit gaussien à bande étroite rencontrées dans la théorie de la communication statistique (Middleton, 1960) [1].

Le signal reçu et démodulé $Z(t)$ peut s'écrire,

$$Z(t) = I(t) + jQ(t) \quad (2.12)$$

où $I(t)$ et $Q(t)$ sont les composantes réelle et imaginaire (ou en phase et en quadrature de phase; voir la figure 2.4). Les composantes réelles et imaginaires sont de nature stochastique ou aléatoire et doivent satisfaire les propriétés suivantes.

3. Les composants en phase et en quadrature de phase de la tension reçue ne sont pas corrélés au même instant,

$$\text{cov}[I(t), Q(t)] = 0 \quad (2.13)$$

où cov désigne la covariance.

4. Les moyennes de $I(t)$ et $Q(t)$ sont égales à zéro,

$$E[I(t)] = E[Q(t)] = 0 \quad (2.14)$$

où E Désigne l'espérance mathématique ou la prise de moyenne.

5. Les composants en phase et en quadrature de phase ont la même variance,

$$E[I^2(t)] = E[Q^2(t)] = \sigma^2 \quad (2.15)$$

6. Les parties réelle et imaginaire présentent la même fonction d'autocorrélation,

$$E[I(t_1)I(t_2)] = E[Q(t_1)Q(t_2)] = \sigma^2 \rho_0(\tau); \tau = t_1 - t_2 \quad (2.16)$$

7. Même si les composantes en phase et en quadrature de phase ne sont pas corrélées au même instant, elles peuvent être corrélées à des instants différents.

$$E[I(t_1)Q(t_2)] = \sigma^2 \alpha_0(\tau) = E[I(t_2)Q(t_1)]; \tau = t_1 - t_2 \quad (2.17)$$

En utilisant les propriétés ci-dessus, la matrice de covariance du vecteur $F = [I(t_1) Q(t_1) I(t_2) Q(t_2)]^T$ peut s'écrire sous la forme suivante :

$$E[FF^T] = \sigma^2 \begin{pmatrix} 1 & 0 & \rho_0 & \alpha_0 \\ 0 & 1 & -\alpha_0 & \rho_0 \\ \rho_0 & -\alpha_0 & 1 & 0 \\ \alpha_0 & \rho_0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

où T désigne l'opérateur transposé.

Soit $Z = [Z_1, Z_2, \dots, Z_n]^T$ le signal reçu dans un volume de résolution donnée aux instants t_1, t_2, \dots, t_n . Le vecteur complexe Z peut s'écrire en termes de deux vecteurs gaussiens réels représentant les composantes en phase et en quadrature de phase. L'échantillon Z_k du signal peut s'écrire alors :

$$Z_k = I_k + j Q_k = a(k) \exp(j\theta_k); k = 1, \dots, n \quad (2.19)$$

où $a_k = |Z_k|$.

La densité de probabilité de Z est une gaussienne multidimensionnelle donnée par :

$$p(Z) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} (\det R)^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} Z^+ R^{-1} Z\right] \quad (2.20)$$

où R est la matrice de covariance du vecteur Z complexe définie par

$$R = E[ZZ^+] \quad (2.21)$$

\det désigne le déterminant et Z^+ est le transposé et conjugué de Z .

2.5. Densités de probabilité du signal

La densité de probabilité d'un échantillon du signal complexe $Z = I + jQ$ de variance σ^2 est donnée par :

$$p(Z) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(\frac{-|Z|^2}{2\sigma^2}\right) = p(I, Q) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(\frac{-(I^2 + Q^2)}{2\sigma^2}\right) \quad (2.22)$$

où $I = a \times \cos(\theta)$ et $Q = a \times \sin(\theta)$ sont des variables aléatoires gaussiennes, centrées et indépendantes.

En effectuant le changement de variables suivant

$a = \sqrt{(I^2 + Q^2)}$ et $\theta = \tan^{-1}\left(\frac{Q}{I}\right) + k\pi$, de Jacobien de changement de

$$\text{variables } J = \begin{vmatrix} \frac{\partial I}{\partial a} & \frac{\partial Q}{\partial a} \\ \frac{\partial I}{\partial \theta} & \frac{\partial Q}{\partial \theta} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -a \sin(\theta) & a \cos(\theta) \end{vmatrix} = a$$

La densité de probabilité conjointe de l'amplitude a ($a > 0$) et de la phase θ ($\theta \in [0, 2\pi]$) s'écrit :

$$p_{A,\theta}(a, \theta) = J \times p(I, Q) = \frac{1}{2\pi} \frac{a}{\sigma^2} \exp\left(\frac{-a^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.23)$$

Pour obtenir la densité de probabilité (marginale) de l'amplitude a , il suffit de réaliser l'intégration

$$\int_0^{2\pi} p_{A,\theta}(a, \theta) d\theta = p_A(a) = \frac{a}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{a^2}{2\sigma^2}\right)$$

Cette densité de probabilité est la densité de Rayleigh.

La densité de probabilité (marginale) de la phase θ ($\theta \in [0, 2\pi]$) se déduit alors aisément à partir de l'expression (2.22) :

$$p_\theta(\theta) = \frac{1}{2\pi}; \quad \theta \in [0, 2\pi]$$

Cette densité de probabilité signifie que la phase θ est uniforme sur $[0, 2\pi]$.

D'où, l'expression (2.23) peut s'écrire sous la forme :

$$p_{A,\theta}(a, \theta) = p_{\theta}(\theta) p_A(a)$$

Cette expression signifie que la densité de probabilité conjointe, $p_{A,\theta}(a, \theta)$, peut s'écrire comme le produit des densités de probabilité (marginales) de l'amplitude (densité de Rayleigh) et de la phase (densité uniforme), ce qui indique que l'amplitude et la phase sont indépendantes.

De même, la densité de probabilité du signal de puissance P peut être obtenue à partir de $P_k = |Z_k|^2$:

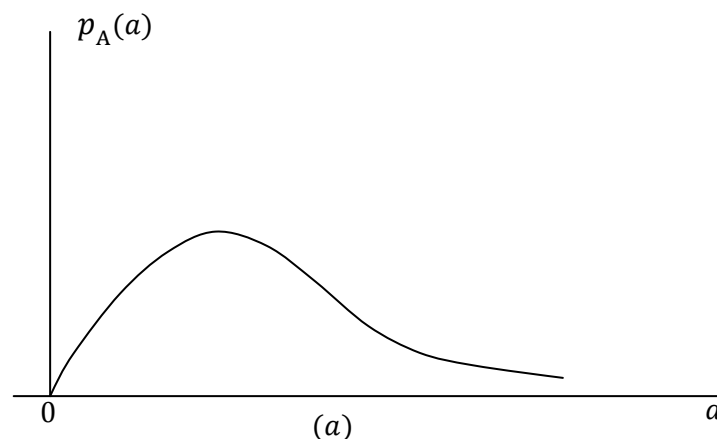
$$p_p(P) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-P/2\sigma^2}; P > 0 \quad (2.24)$$

L'expression ci-dessus de la densité de probabilité de P (puissance du signal) indique qu'il s'agit d'une loi exponentielle. La puissance moyenne du signal est donnée par

$$\bar{P} = E(P) = E(|Z|^2) = 2\sigma^2, \quad (2.25)$$

Par conséquent, (2.20) peut s'écrire,

$$p_p(P) = \frac{1}{\bar{P}} e^{-P/\bar{P}}; P > 0 \quad (2.26)$$



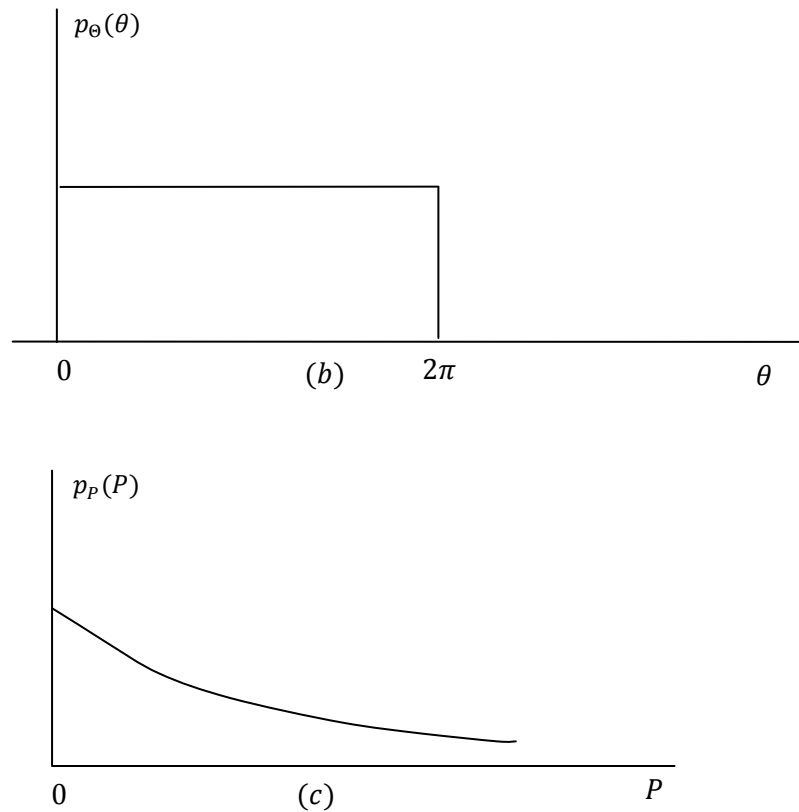


Figure 2.5 : Densités de probabilité de : (a) l'amplitude du signal, (b) la phase du signal, et (c) la puissance du signal.

La figure 2.5 montre les densités de probabilité de l'amplitude, de la phase et de la puissance du signal reçu. Ainsi, en résumé:

- L'amplitude du signal reçu est distribuée selon une loi de Rayleigh,
- La phase du signal reçu est répartie uniformément entre 0 et 2π ,
- La puissance du signal reçu est distribuée selon une loi exponentielle
- L'amplitude et la phase du signal reçu sont indépendantes.

2.6. Estimation spectrale dans le radar météorologique Doppler pulsé

2.6.1. Estimation des paramètres spectraux par le spectre Doppler

Le nombre de particules de nuage ou de précipitation contenues dans le volume d'impulsion est très grand, de sorte que la répartition de leur vitesse peut être assimilée à une distribution continue. Donc le signal reçu, somme des contributions de chaque particule présente dans le volume d'impulsion (chacune d'elles étant à l'origine d'une raie spectrale déterminé par sa vitesse et pondérée

par sa section efficace et sa position dans le faisceau), n'est pas monochromatique. La répartition de la puissance reçue en fonction de la vitesse ou de la fréquence présente un certain étalement déterminé par les caractéristiques du radar (volume d'impulsion, largeur de bande, etc.) et par les phénomènes dynamiques agissant sur les éléments diffusants. Cette répartition est appelée spectre de puissance ou densité spectrale de puissance.

Le signal provenant d'un volume de résolution particulier situé à une distance donnée se présente comme l'échantillonnage d'un processus gaussien.

Dans la suite de ce chapitre, on utilise f pour désigner la variation de fréquence Doppler f_d tout en se mettant sur l'hypothèse que le spectre Doppler du signal reçu sont compris dans la bande non ambiguë.

La densité spectrale de puissance peut également être obtenue à partir de la fonction d'autocorrélation $R(\tau)$ qui est définie par

$$R(\tau) = \lim_{T \rightarrow +\infty} \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} z(t)z^*(t + \tau) dt \quad (2.27)$$

où τ est l'intervalle d'autocorrélation et z^* la quantité complexe conjuguée de z .

La fonction $R(\tau)$ permet d'obtenir la densité spectrale de puissance $S'(f)$ par transformation de Fourier (théorème de Wiener-Kinchine) :

$$S'(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} R(\tau) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2.28)$$

A la transformée (2.28) est associée la transformée réciproque :

$$R(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} S'(f) e^{j2\pi f\tau} df \quad (2.29)$$

La répartition de $S'(f)$ en fonction de la fréquence forme le spectre Doppler. La puissance dans un intervalle de fréquence compris entre f et $f + df$ est $p(f) = S'(f) df$. La sommation de $S'(f)$ sur la totalité du spectre donne la puissance moyenne reçue :

$$P_r = \int_{-\infty}^{+\infty} S'(f) df \quad (2.30)$$

Le spectre de fréquence correspond par la relation $f = -2V/\lambda$ au spectre des vitesses Doppler.

Il est commode d'utiliser une densité spectrale de puissance normalisée par la puissance moyenne reçue, soit $S(f) = S'(f)/\bar{P}_r$ qui est aussi la densité de probabilité de la distribution. On peut associer à $S(f)$ les moments statistiques d'ordre n données par l'expression générale :

$$m_n = \int_{-\infty}^{+\infty} f^n S(f) df \quad (2.31)$$

2.6.1.1. Le spectre de fréquence

Les principales caractéristiques du spectre Doppler (figure 2.6) sont la fréquence moyenne \bar{f} et la variance σ_f^2 qui s'écrivent :

$$\bar{f} = \int_{-\infty}^{+\infty} f S(f) df = m_1 \quad (2.32)$$

$$\sigma_f^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (f - \bar{f})^2 S(f) df = m_2 - m_1^2 = \bar{f}^2 - (\bar{f})^2 \quad (2.33)$$

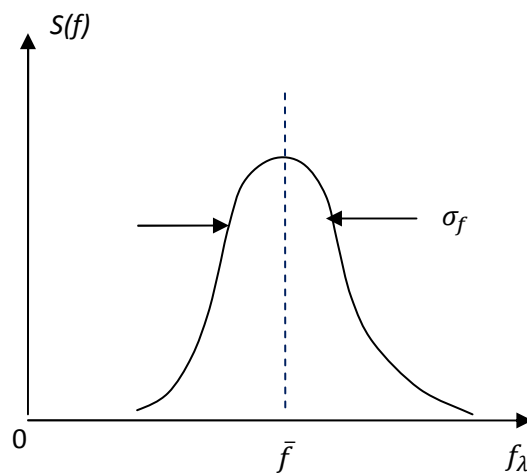


Figure 2.6 : Le spectre Doppler $S(f)$ est la densité spectrale de puissance normalisée par la puissance moyenne reçue en fonction de f_λ :

\bar{f} est la fréquence Doppler moyenne et σ_f est l'écart –type du spectre.

Donc la fréquence moyenne est le moment d'ordre un du spectre et la variance est le moment centré (ou moment par rapport à la moyenne) d'ordre 2. Par analogie, on dit que \bar{P}_r est le moment d'ordre zéro du spectre non normalisé.

A la variance σ_f^2 est associé l'écart type (ou déviation standard) σ_f qui peut être interprété comme une mesure de la largeur du spectre.

On peut également remarquer que la dérivée d'ordre n de la fonction d'autocorrélation s'écrit :

$$\frac{d^n R(\tau)}{d\tau^n} = (2\pi j)^n \int_{-\infty}^{+\infty} f^n S'(f) e^{i2\pi f\tau} df \quad (2.34)$$

Il apparaît ainsi entre les dérivées d'ordre n de $R(\tau)$ évaluées à $\tau = 0$ et les moments d'ordre n du spectre la relation :

$$\bar{m}_n = \left[\frac{d^n R(\tau)}{d\tau^n} / (2\pi j)^n R(\tau) \right]_{\tau=0} \quad (2.35)$$

Et en particulier

$$\bar{P}_r = R(0) \quad (2.36)$$

$$\bar{f} = \frac{\left. \frac{dR(\tau)}{d\tau} \right|_{\tau=0}}{2\pi j R(0)} \quad (2.37)$$

$$\bar{f}^2 = \frac{\left. \frac{d^2 R(\tau)}{d\tau^2} \right|_{\tau=0}}{(2\pi j)^2 R(0)} \quad (2.38)$$

2.6.1.2. Le spectre de vitesse

Le spectre de vitesse est l'image du spectre de fréquence et l'on peut écrire :

$$S(f)df = S(v)dv \quad (2.39)$$

Les équations précédentes sont donc transposables en termes de vitesse. Entre les paramètres caractéristiques de vitesse et de fréquence, on a les relations suivantes :

$$\bar{v} = -\frac{\lambda}{2} \bar{f} \quad \text{et} \quad \sigma_v^2 = \frac{\lambda^2}{4} \sigma_f^2 \quad (2.40)$$

La densité spectrale de puissance d'un signal météorologique appelé aussi spectre Doppler, est représentée schématiquement en figure 2.7.

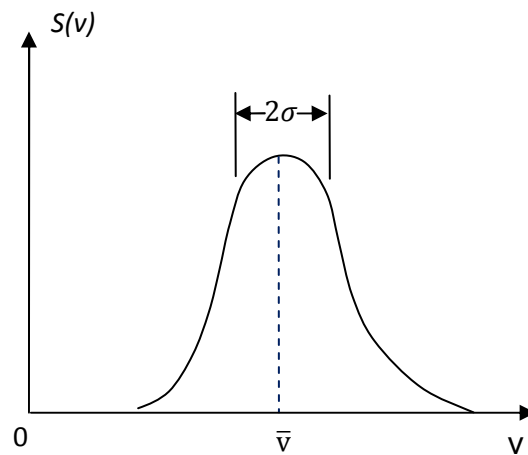


Figure 2.7 : Spectre Doppler et ses caractéristiques

Ce spectre peut être interprété comme suit : la puissance reçue est tout simplement l'intégrale sous la courbe:

$$P_r = \int S(f) df = \int S(v) dv \quad (2.41)$$

La vitesse moyenne est donnée par le moment spectral d'ordre un

$$\bar{v} = \frac{\int v S(v) dv}{\int S(v) dv} \quad (2.42)$$

Le moment central d'ordre deux σ_v^2 est donné par :

$$\sigma_v^2 = \frac{\int (v - \bar{v})^2 S(v) dv}{\int S(v) dv} \quad (2.43)$$

où σ_v est la largeur du spectre Doppler des vitesses. Dans le domaine du radar météorologique on se réfère à la variance du spectre Doppler de la vitesse moyenne. $S(v)$ est analogue à la densité de probabilité de la vitesse moyenne.

2.6.2. Estimation temporelle des paramètres spectraux par la méthode Pulse

Pair

La méthode Pulse Pair pour l'estimation des paramètres spectraux est souvent utilisée dans le traitement du signal radar Doppler météorologique après la phase de débruitage, depuis qu'elle a été économique et facile à implémenter.

Elle est opérationnel sur la plus part des radars météorologique tel que le radar météorologique Doppler pulsé WSR-88D [18].

Dans ce cas la connaissance préalable de spectre n'est pas nécessaire pour le calcul des moments spectraux qui peuvent être obtenus directement à partir des séries temporelles débruitées.

Cet estimateur se base sur la mesure du déphasage entre le retour de deux impulsions successives ayant sondé un même volume d'espace. En effet, après le retour de la deuxième impulsion, la cible aurait changé de position qui se traduirait en un déphasage entre ces impulsions.

L'algorithme Pulse Pair est un estimateur de la puissance du spectre Doppler, de la vitesse moyenne du vent et de sa variance. Il est basé sur l'estimation de la fonction d'autocorrélation des signaux radar [19]:

$$Z(kT_e) = I(kT_e) + j \cdot Q(kT_e) \quad (2.44)$$

Si les signaux considérés sont statistiquement indépendants, alors la fonction d'autocorrélation peut s'écrire:

$$R_{zz}(T_e) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-2} Z((k+1) \cdot T_e) \cdot Z^*(k \cdot T_e) \quad (2.45)$$

Avec M est le nombre d'impulsion et T_e la période d'échantillonnage.

- Estimation de la puissance totale

En tenant compte de la puissance B du bruit blanc présent dans les échos radar I et Q , la puissance totale peut être déterminée par

$$\hat{P} = R_{zz}(0) - B \quad (2.46)$$

Donc, la puissance totale ou le moment d'ordre zéro est estimé par

$$\hat{P} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M |Z(kT_e)|^2 - B \quad (2.47)$$

- Estimation de la vitesse moyenne

La fonction d'autocorrélation est reliée à la densité spectrale de puissance de l'écho météorologique $S(f)$ par l'équation suivante:

$$R_{zz}(T_e) = \int_{-\infty}^{+\infty} S(f) e^{2j\pi f T_e} df \quad (2.48)$$

En tirant f de l'équation (2.40) et on la remplace par sa valeur dans l'équation (2.48):

$$R_{zz}(T_e) = \frac{2}{\lambda} \int_{-\frac{\lambda}{4T_e}}^{\frac{\lambda}{4T_e}} S(v_r) e^{j\frac{4\pi}{\lambda} v_r T_e} dv_r \quad (2.49)$$

Ensuite, on fait apparaître le terme de la vitesse moyenne dans l'équation (2.50). Ce qui conduit à l'équation suivante la plus générale:

$$R_{zz}(T_e) = \frac{2}{\lambda} e^{j\frac{4\pi}{\lambda} \bar{v} T_e} \int_{-\frac{\lambda}{4T_e}}^{\frac{\lambda}{4T_e}} S(v_r) e^{j\frac{4\pi}{\lambda} (v_r - \bar{v}) T_e} dv_r \quad (2.50)$$

Le spectre $S(v_r)$ étant symétrique par rapport à la vitesse moyenne, l'intégrale de l'équation (4.28) est donc purement réelle. En effet, cette dernière équation peut être réécrite sous la forme suivante:

$$R_{zz}(T_e) = |R_{zz}(T_e)| e^{j\frac{4\pi}{\lambda} \bar{v} T_e} \quad (2.51)$$

Avec :

$$|R_{zz}(T_e)| = \frac{2}{\lambda} \int_{-\frac{\lambda}{4T_e}}^{\frac{\lambda}{4T_e}} S(v_r) e^{j\frac{4\pi}{\lambda} (v_r - \bar{v}) T_e} dv_r \quad (2.52)$$

d'où, l'estimation de la vitesse moyenne acquise, et donné par l'estimateur suivant

$$\bar{v}_{pp} = \frac{\lambda}{4\pi T_e} \arg(R_{zz}(T_e)) \quad (2.53)$$

La variance de la vitesse moyenne du vent est donnée ci-dessous par l'estimateur suivant

$$\sigma^2 = \frac{\lambda^2}{8\pi^2 T_e^2} \left[1 - \frac{R_{zz}(T_e)}{R_{zz}(0) - N} \right] = \frac{\lambda^2}{8\pi^2 T_e^2} \left[1 - \frac{R_{zz}(T_e)}{\hat{P}} \right] \quad (2.54)$$

La largeur spectrale de la vitesse moyenne du vent est obtenue directement par la racine carrée de la variance.

2.7. Conclusion

Le signal reçu par le radar provenant des cibles météorologiques est considéré comme un processus stochastique pouvant être décrit par une modélisation gaussienne à bande étroite.

A travers ce chapitre, nous avons mis en équations les signaux radar météorologique Doppler pulsé ainsi que les différents produits du radar Doppler (la puissance reçue P , la vitesse radiale v_r , la largeur du spectre des vitesses σ).

Les algorithmes d'estimations permettant le traitement des échos et l'estimation de la vitesse moyenne radiale des cibles météorologiques se feront après la phase d'élimination du bruit et de clutter, L'estimateur Pulse Pair est basé sur la fonction d'autocorrélation complexe de séries temporelles I et Q .

CHAPITRE 3

LES SOURCES DE BRUIT ET D'INTERFERENCES

3.1. Introduction

Les signaux reçus par un radar météorologique doppler pulsé ne sont pas seulement provoqués par les réflexions des ondes radio transmises vers les cibles éclairées par l'antenne mais sont également issus de diverses sources d'interférences, qui sont considérés comme un facteur limiteur qui est commun à tous les radars. Le système radar doit en effet faire face à ces formes d'interférences pour permettre ainsi la détection des signaux de la cible désirée.

En général, il est possible d'éliminer la plupart des échos fixes du contenu spectral Doppler, mais le bruit de fond, qui est généralement de nature électrique, dans le sens où il a pour origine l'agitation thermique des électrons, ne peut pas être éliminé de la même façon que le clutter, car il est caractérisé par des amplitudes et des fréquences aléatoires [2].

De faite, l'énergie du bruit est un contribuant substantiel à la puissance totale reçue des signaux. Cette énergie du bruit est souvent considérée comme un facteur limiteur de la distance maximale de détection du radar.

Les sources sont classées en deux catégories; bruit et échos fixes (clutter).

3.2. L'effet du bruit sur la chaîne de détection

Généralement la notion de bruit est utilisée pour représenter tous les signaux indésirables qui entrent dans un système de réception. Tous les objets ayant une température physique supérieure à 0 K génèrent un bruit.

Le niveau du bruit présent dans les signaux reçus est un facteur très important qui peut biaiser la détection des cibles météorologiques et l'estimation du spectre doppler reçu des précipitations (vent, masses d'air, gouttes d'eau, etc)

[1]. Par conséquent, il est nécessaire d'étudier les différents types de bruit présent dans le récepteur radar, leurs propriétés générales et de voir quelles sont leurs conséquences sur les performances du système radar météorologique.

Il existe de nombreuses sources potentielles de bruit, qui peuvent être externe ou interne.

3.2.1. Le bruit externe

Tous les objets entourant les radars rayonnent sans interruption des ondes radio et génèrent de l'énergie thermique, les sources principales extérieures de bruit sont le sol, l'atmosphère et le soleil [20]. Le rayonnement de ces sources est principalement en fonction de leurs températures absolues, mais il est également influencé par d'autres facteurs divers tels que les propriétés d'absorption de la terre et de l'atmosphère. Le bruit externe inclut aussi le bruit d'antenne et des guides d'ondes car leurs contributions sont proportionnelles à leurs températures absolues.

3.2.2. Le bruit interne

Ce type de bruit est principalement produit dans les circuits du récepteur et amplifié par le gain de celui-ci, son niveau peut être assimilé à une tension d'une résistance qui est reliée aux bornes d'entrée du récepteur. Cette tension résulte du mouvement thermique aléatoire des électrons libres dans la résistance. En pratique, le bruit interne est réduit en ajoutant un préamplificateur à faible niveau de bruit au niveau du mélangeur qui augmentera l'énergie de l'écho météorologique relativement au niveau du bruit [20].

La puissance moyenne du bruit P_N peut être estimée en définissant la température de bruit équivalente du système entier T_N , cette puissance moyenne est donnée par l'équation:

$$P_N = KT_N B \quad (3.1)$$

où K est la constante de Boltzman ($1.38 \times 10^{-23} \text{ W Hz}^{-1} \text{ m}^{-2}$). et B est la largeur de bande totale du récepteur en Hz [15] (voir figure 3.2).

En réalité, la puissance du bruit réel mesurée à n'importe quel moment est de nature aléatoire. Lorsque seul le niveau du bruit excède le seuil de détection des cibles, le radar indiquera la présence d'une cible et ceci est connu comme étant une fausse alarme [1], [20].

Le récepteur radar se compose de plusieurs dispositifs reliés en cascade tels que les amplificateurs, les filtres et les mélangeurs qui génèrent leur propre bruit même en l'absence de tout signal d'entrée. Considérant un dispositif à deux ports (comme un amplificateur ou filtre) caractérisé par un gain G , et une largeur de bande B . Soit une source de bruit à température T_N (en Kelvin) est reliée à son entrée. La puissance de bruit de sortie est alors donnée par

$$P_N = G K T_N B + N_D \quad (3.2)$$

où N_D est la puissance de bruit de sortie produit par le dispositif lui-même.

L'équation (3.2) peut être réécrite sous la forme,

$$P_N = GKB \left(T_N + \frac{N_D}{GKB} \right) = GKB(T_N + T_D) \quad (3.3)$$

T_D est la température équivalente du récepteur.

La densité spectrale de puissance de bruit blanc (fournie à une charge dont l'impédance est adaptée à la source) est exprimée par (voir figure 3.1) :

$$S_N(f) = \frac{N_0}{2} = K T_N \quad (3.4)$$

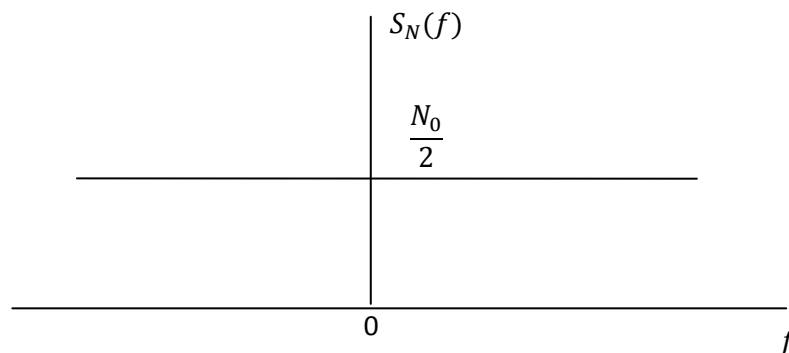


Figure 3.1 : La densité spectrale de puissance du bruit blanc

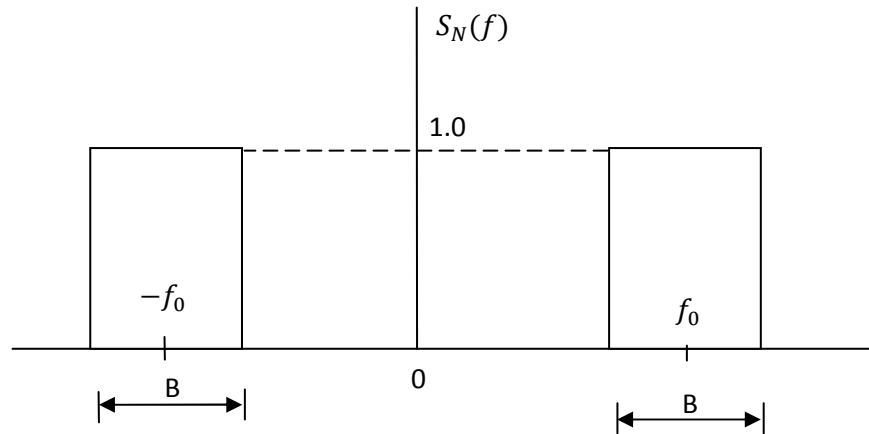


Figure 3.2 : Le spectre de bruit dans un récepteur passe bande idéalisé

Le bruit produit par le dispositif peut être modélisé par une source de bruit ayant une température de bruit équivalente T_D relié à l'entrée (voir figure 3.3).

Le facteur de bruit (F) est une grandeur qui caractérise le bruit interne généré par un dispositif ou une chaîne de réception complète. F peut être défini en termes de rapport signal-sur-bruit à l'entrée ou à la sortie d'un appareil / système,

$$F = \frac{(SNR)_{in}}{(SNR)_{out}} \quad (3.5)$$

où SNR est le rapport signal-sur-bruit. Il est équivalent à la puissance de bruit à l'entrée divisée par la puissance de bruit à la sortie. On suppose également que les sources de bruit à l'entrée sont à la température ambiante T_0 (la valeur nominale de T_0 est de 290 K).

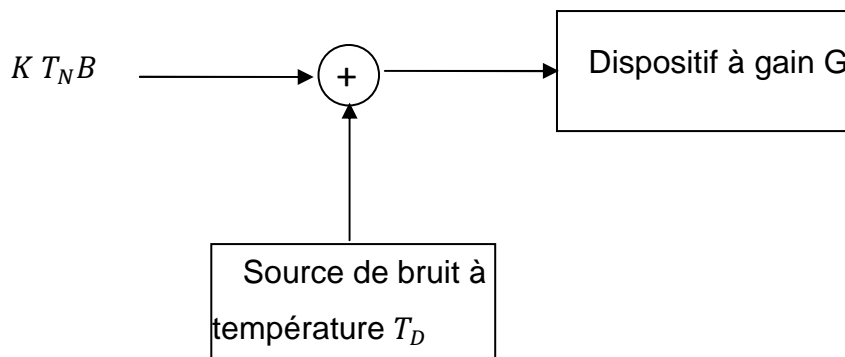


Figure 3.3 : Modèle de bruit pour un dispositif à deux ports en fonction de température de bruit T_D

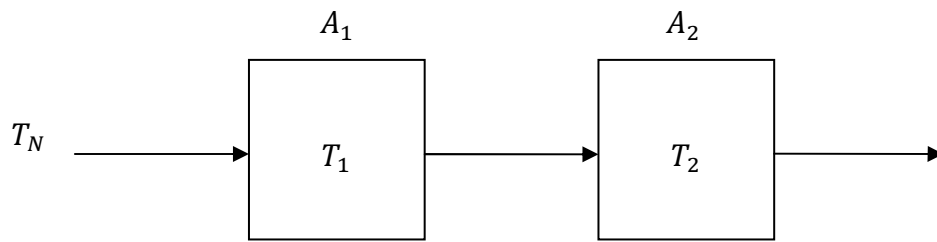


Figure 3.4. Dispositifs à deux ports connectés en cascade.

Le F peut être exprimé comme :

$$F = \frac{GKT_0B + N_D}{GKT_0B} = \left(1 + \frac{T_D}{T_0}\right) \quad (3.6)$$

Par conséquent,

$$T_D = (F - 1) T_0 \quad (3.7)$$

En règle générale, le récepteur radar, comme mentionné précédemment, est constitué d'appareils connectés en cascade tels que filtres, amplificateurs et mélangeurs. Considérons un système de deux dispositifs A_1 et A_2 connectés en cascade avec des températures de bruit T_1 , T_2 et gains G_1 , G_2 , respectivement (voir figure. 3.4). La puissance de bruit P_{N1} à la sortie de A_1 est donnée par (3.3)

$$P_{N1} = G_1KB(T_N + T_1) \quad (3.8)$$

Ce bruit est amplifié par A_2 et la puissance de bruit à la sortie de A_2 est donnée par,

$$\begin{aligned} P_{N2} &= G_2G_1KB(T_N + T_1) + G_2KBT_2 \\ &= G_2G_1KB\left(T_N + T_1 + \frac{T_2}{G_1}\right) \end{aligned} \quad (3.9)$$

Le bloc en cascade a un gain G_2G_1 , par conséquent, il peut être caractérisé par une température de bruit équivalente, :

$$T_e = T_1 + \frac{T_2}{G_1} \quad (3.10)$$

Ce résultat peut être généralisé à la température de bruit équivalente de dispositifs n connectés en cascade comme,

$$T_e = T_1 + \frac{T_2}{G_1} + \frac{T_3}{G_1 G_2} + \dots + \frac{T_n}{G_1 G_2 \dots G_{n-1}} \quad (3.11)$$

De même, le bruit équivalent F_e de n dispositifs connectés en cascade peut être écrit en termes de bruit F_i de i dispositif,

$$F_e = F_1 + \frac{F_2 - 1}{G_1} + \frac{F_3 - 1}{G_1 G_2} + \dots + \frac{F_n - 1}{G_1 G_2 \dots G_{n-1}} \quad (3.12)$$

De (3.11) on peut remarquer que si $G_1 \gg 1$, alors les appareils qui se trouvent après le dispositif A_2 contribuent de façon négligeable à la température de bruit global de la chaîne de réception. Par conséquent, il est extrêmement important d'avoir le premier amplificateur comme un dispositif à faible bruit, généralement considéré comme un amplificateur à faible bruit (LNA) *Low noise amplifier*, avec un gain suffisant afin de rendre la contribution de bruit des étages suivants dans le récepteur négligeable.

En plus aux dispositifs actifs avec gains, on trouve aussi les pertes ohmiques dans les lignes de transmission comme les guides d'ondes et les câbles coaxiaux. Pour un appareil avec perte L tel que $L > 1$, le bruit de sortie est donné par $K T_0 B$, où T_0 est la température ambiante. Avec $T_N = T_0$ et $Gain = 1/L$, la puissance de bruit est donnée par,

$$P_{N1} = \frac{1}{L} KB(T_0 + T_D) \quad (3.13)$$

où T_D est la température de bruit équivalente donnée par

$$T_D = (L - 1) T_0 \quad (3.14)$$

En utilisant (3.5), le facteur de bruit F d'un dispositif à perte est,

$$F = L \quad (3.15)$$

Dans de nombreux systèmes radar une partie importante de la ligne de transmission est souvent utilisé pour connecter l'alimentation de l'antenne à l'amplificateur à faible bruit, puis le reste de la chaîne de réception comme illustré par la figure 3.5. La ligne de transmission reliant l'antenne et l'amplificateur à faible bruit LNA présente une perte L , avec température de bruit équivalente $T_1 = (L - 1) T_0$. L'amplificateur à faible bruit LNA est spécifié par le gain (G_2) et la

température de bruit (T_2). La température de bruit de LNA varie en fonction de la technologie utilisée. Les amplificateurs paramétriques refroidis par cryogénie ayant des températures de bruit aussi bas que 20-30 K, tandis que d'autres types de LNA peuvent avoir température de bruit aussi haut que 70-100 K. Dans la figure 3.5, la température de bruit équivalente de LNA et le système récepteur est $T_e = T_2 + T_3/G_2$. La puissance du bruit à la sortie de la ligne transmission est donné, à partir de (3.8) par,

$$P_N = \frac{KT_A B}{L} + \frac{(L-1)T_0 kB}{L}$$

$$= KB \left[\frac{T_A}{L} + \frac{(L-1)}{L} T_0 \right] \quad (3.16)$$

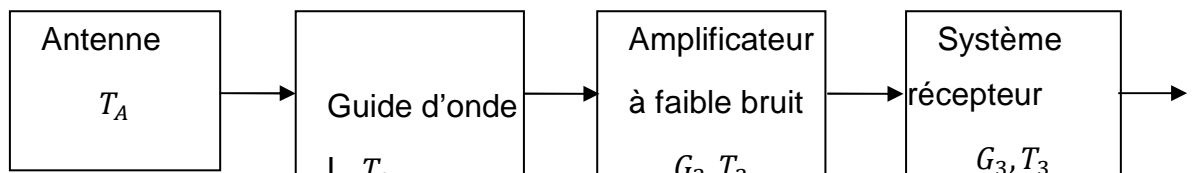


Figure 3.5 : Schéma de principe représentant le gain / perte et la température de bruit de l'antenne, guide d'onde, un amplificateur à faible bruit, et le récepteur.

Par conséquent, la température de bruit T'_A mesurée à la sortie du guide d'ondes est

$$T'_A = \frac{T_A}{L} + \frac{L-1}{L} T_0 \quad (3.17)$$

Le bruit total de température rapporté à l'entrée du LNA est ainsi,

$$T = \frac{T_A}{L} + \frac{L-1}{L} T_0 + T_2 + \frac{T_3}{G_2} \quad (3.18)$$

La perte de la ligne de transmission et la température de l'antenne peuvent être combinées avec la température de bruit de la chaîne de réception pour indiquer une température de bruit équivalente visée à l'entrée de l'amplificateur à faible bruit. Ce point de référence est couramment utilisé pour indiquer la température de bruit du système.

La densité spectrale de puissance du bruit dans les récepteurs de radar est souvent modélisée comme bruit blanc additif de densité spectrale de puissance $N_0/2$ (voir figure 3.1). La fonction d'autocorrélation de bruit blanc est donnée par transformation de Fourier inverse de cette densité spectrale de puissance :

$$R_N(\tau) = TF^{-1}\{S_N\} = TF^{-1}\left\{\frac{N_0}{2}\right\} = \frac{N_0}{2}\delta(t) \quad (3.19)$$

L'expression (3.19) signifie que les valeurs que peut prendre un bruit blanc sont mutuellement décorréélées. De plus, si ce bruit est gaussien, ses valeurs seront mutuellement indépendantes ; ce qui fait que le bruit blanc est un phénomène dont les valeurs sont totalement imprévisibles et donc désordonnées.

Le bruit blanc est un concept et n'est pas réalisable physiquement car il a une bande fréquentielle illimitée. Cependant, lorsqu'il est observé par un dispositif à largeur de bande finie tels qu'un récepteur radar donne naissance à un bruit blanc à bande limitée.

La bande limitée de « bruit blanc » est caractérisée par un spectre plat entre $-W$ et W , comme représenté sur la figure 3.6a. La fonction d'autocorrélation du bruit à bande limitée est donnée par $N_0W \operatorname{sinc}(2W\tau)$. La fonction d'autocorrélation s'annule à $\tau = l/2W ; l = \pm 1, \pm 2, \dots$. Si le bruit à bande limitée est échantillonné à la fréquence de Nyquist égale à $2W$, ou à la période d'échantillonnage de $T_e = \frac{1}{2W}$ alors la fonction d'autocorrélation obtenue est également échantillonnée à intervalle de temps $T_e = \frac{1}{2W}$ (voir la figure 3.6b). Lorsque les échantillons sont convertis en temps discret, alors la fonction d'autocorrélation est représentée par,

$$R_N[n] = 2W \left(\frac{N_0}{2}\right) \delta[n] \quad (3.20)$$

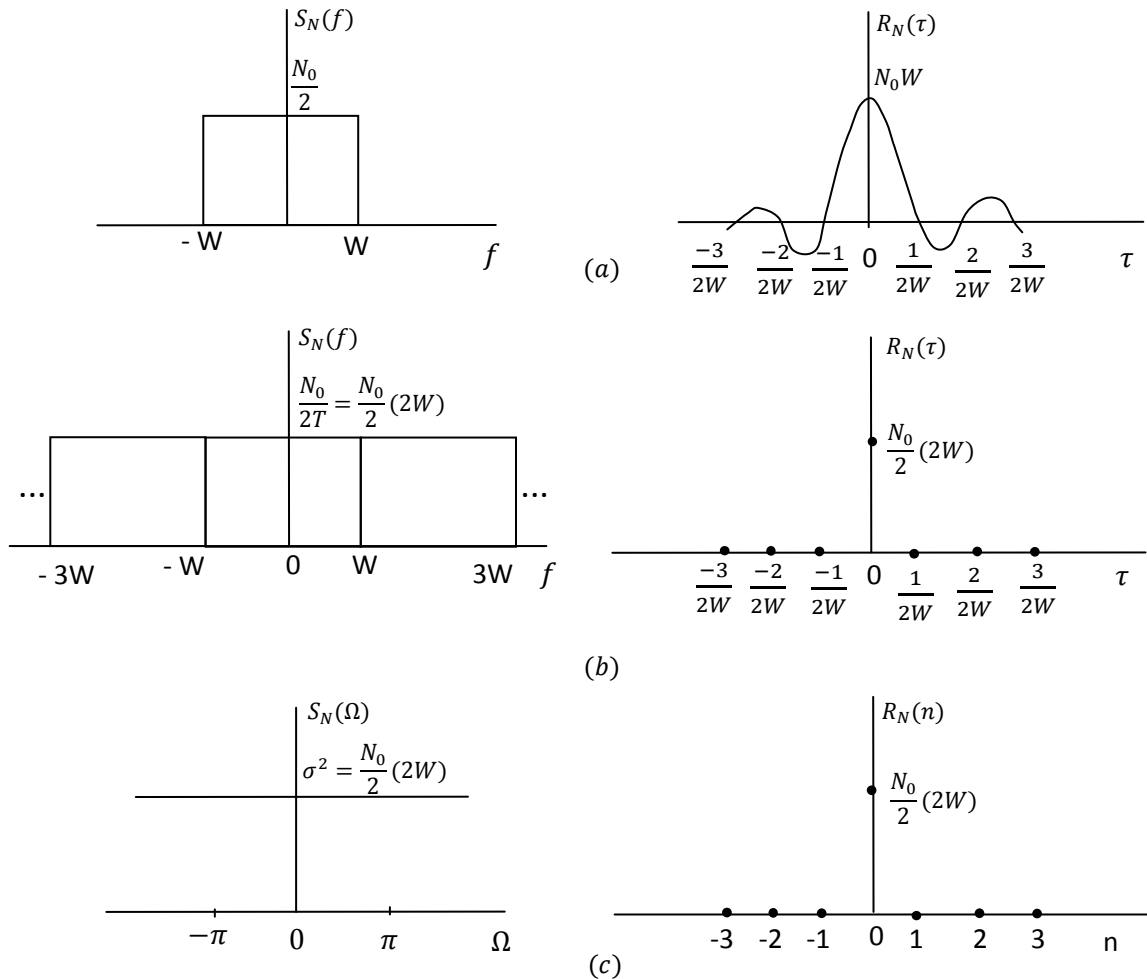


Figure 3.6 : Le spectre et la fonction d'autocorrélation de la bande limitée du bruit blanc. (a) Spectre de bruit à bande limitée et la fonction d'autocorrélation. (b) Spectre de bruit à bande limitée échantillonné au taux d'échantillonnage de Nyquist, et la fonction d'autocorrélation correspondante. (c) Spectre et fonction d'autocorrélation de la séquence de bruit à temps discret.

3.3. L'effet de clutter

En plus du bruit, les échos des cibles météorologiques sont souvent entachés de réflexions non désirées provenant de divers objets présents sur la terre ou dans l'atmosphère. Ce type d'interférences est connu sous le nom de clutter : ce sont des contributeurs importants à l'énergie globale des signaux reçus par le radar comme indiqué sur la figure 2.8 (signaux I et Q) [20].

On entend par échos fixes (clutter), des cibles susceptibles d'être détectées mais non désirables, généralement caractérisées par des vitesses presque nulles, leur présence peut nuire à la qualité de la détection des cibles météorologiques

d'intérêt, car les signaux provenant des cibles fixes caractérisés par des niveaux forts en énergie peuvent masquer les signaux de faible énergie des cibles utiles (perturbations) [20]. Simplement gênante pour certaines observations qualitatives, sur un écran, devient un problème majeur lorsque des procédures automatiques sont utilisées pour des évaluations quantitatives : c'est notamment le cas des mesures hydrologiques (à site faible, au-dessus d'un terrain accidenté ou comportant des obstacles fortement diffusants comme les (pylônes métalliques, etc) (voir figure 3.7).

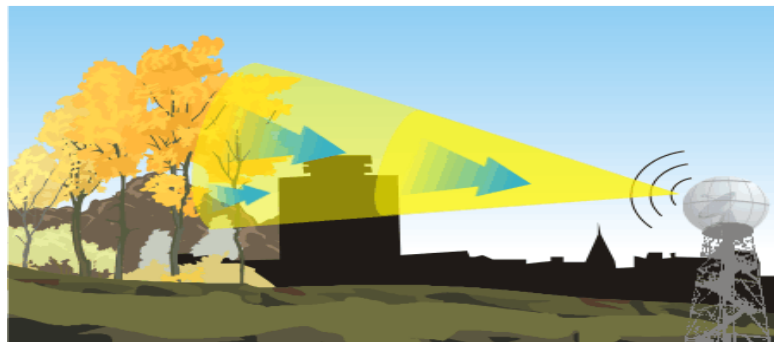


Figure 3.7 : Image représentant l'écho radar sur bâtiments

D'après la figure 3.7 le clutter est survenue quand une partie du faisceau radar rencontre un obstacle (hauts bâtiments, des arbres), qui renvoient des échos parasites et masquent les zones situées au-delà, le clutter donc génère une occultation et les échos du radar représentés dans l'image ci-dessous ne sont pas réels, et ne correspondent pas à des précipitations qui auraient eu lieu, parce que de fortes chutes de neige se produisaient à Toronto et Kitchene au moment où l'image ci-dessous avait été relevée, les échos apparaissaient sur le radar n'étaient que faible et découlent de l'écho de sol (Voir figure 3.8).

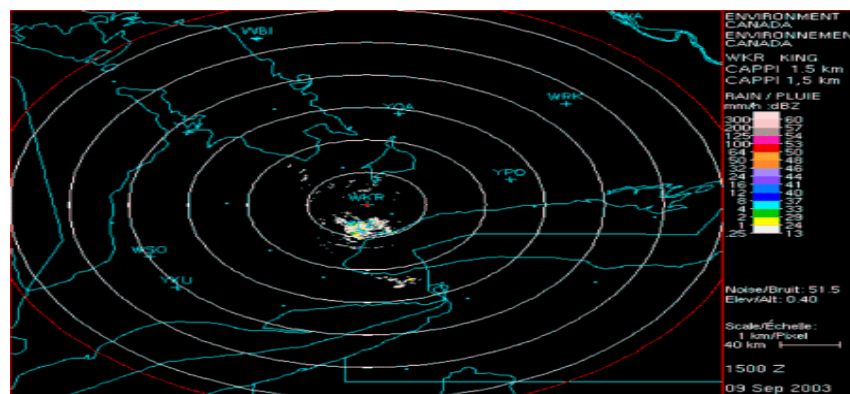


Figure 3.8 : Écran PPI dont l'écho du sol masque les données météorologiques

3.4. La détection des cibles météorologiques par le radar WSR- 88D

Les vastes capacités des systèmes radar modernes sont toutes liées à un principe fondamental qui n'est autre que la détection de la présence d'objets basée sur les signaux qu'ils reflètent. Par conséquent il est normal pour commencer l'étude du système radar en déterminant comment qu'une cible (gouttes d'eau, particules de pluie, etc.) sera détectée par l'utilisation des signaux radar reçus. Le récepteur détermine si les signaux reflétés sont provoqués par les cibles fixes (clutter sol, etc.), ou s'il y a en fait un écho d'une cible inclus dans ces signaux [1].

L'estimation de la densité spectrale de puissance permet l'évaluation directe des paramètres spectraux et l'identification plus facile des échos fixes (les artefacts), comme l'illustre la figure 3.9

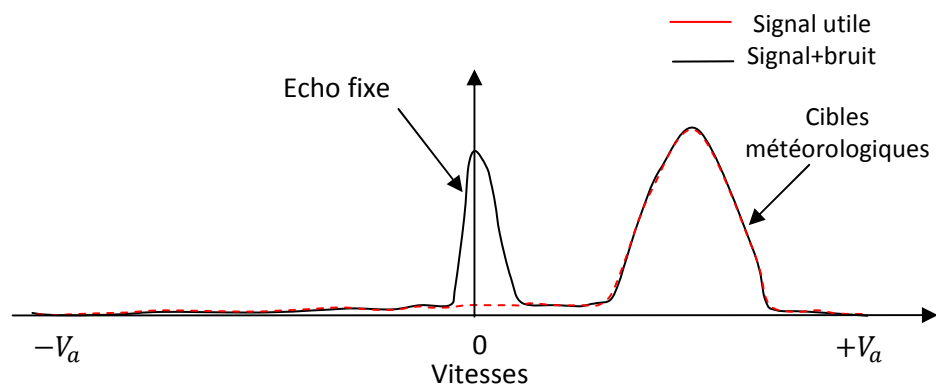


Figure 3.9 : Spectre Doppler en fonction des vitesses non ambiguës en présence de clutter fixe

3.5. Conclusion

Les mesures effectuées par le radar météorologiques Doppler pulsé sont souvent sujettes à des interférences des bruits et du clutter sol, d'où la nécessité d'un traitement post-réception au niveau du processeur. Ce traitement consiste en l'élimination de bruit et des composantes spectrales de vitesses fixes ($v \approx 0$), ce qui permettra par la suite des estimations peu biaisées des vitesses moyennes des précipitations détectées [16].

CHAPITRE 4

FILTRAGE NUMERIQUE À BASE D'ONDELETTES

4.1. Introduction

Dans ce chapitre, notre propos s'oriente principalement vers la notion de filtrage par analyse multirésolution, communément appelé débruitage par ondelettes.

Cet essor actuel des transformées en ondelettes est dû principalement à deux propriétés spécifiques qui résultent des décompositions sur des bases d'ondelettes orthogonales : la parcimonie de représentation et la tendance à transformer un processus aléatoire stationnaire en séquences gaussiennes décorréélées.

Dans le cadre de la réduction de bruit, plus communément connue sous le vocable de « débruitage », le succès de l'analyse multirésolution à base d'ondelettes est précisément assuré par sa capacité de décorrélation (séparation du bruit et du signal utile) et par la notion de parcimonie de sa représentation.

Cette parcimonie se matérialise par un faible nombre de coefficients d'ondelettes (ou plus exactement de coefficients de la transformée en ondelettes) de forte amplitude représentant le signal utile. Quant au bruit, souvent supposé blanc et stationnaire, il aura tendance à se répartir sur toutes les composantes ou coefficients d'ondelettes [3], [21].

S'appuyant sur ces deux propriétés (parcimonie et décorrélation), un filtrage adéquat dans le domaine des ondelettes et le calcul de la transformée en ondelettes inverse correspondante permettra d'obtenir le signal débruité.

Les ondelettes sont largement divisées en trois classes, transformée continue en ondelettes, transformée discrète en ondelettes et transformées en ondelettes discrète basées sur l'analyse multirésolution.

4.2. Transformée continue en ondelettes

Pour analyser des transitoires de durées différentes, il est nécessaire d'utiliser une transformée capable d'agir pour toute une gamme de résolutions temporelles simultanément : la transformée en ondelettes joue ce rôle en décomposant un signal sur une famille d'ondelettes translatées et dilatées.

On appelle ondelette (ou ondelette mère), une fonction d'énergie finie ψ admettant n moments nuls (où $n \in \mathbb{N}$), c'est-à-dire vérifiant :

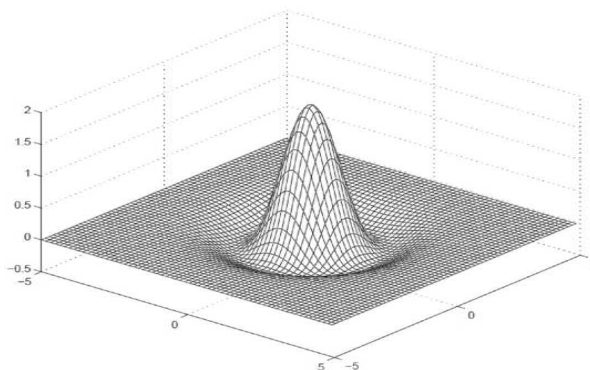
$$\int_{\mathbb{R}} t^p \psi(t) dt = 0, \quad \forall 0 \leq p < n \quad (4.1)$$

La relation (4.1) signifie que l'ondelette ψ analysant un signal :

- oscille (en prenant des valeurs positives et négatives), où le nombre n contrôle les oscillations de ψ ; plus n est élevé, plus ψ oscille ;
- est de moyenne nulle (pour $p = 0$) ;
- est aveugle à la composante continue, pour $p = 0$, et de façon générale ($p > 0$) orthogonale aux composantes polynomiales de degré inférieur à n . L'ondelette « tue » les polynômes (dixit M. Unser [22])

De plus, l'ondelette est normalisée à $\|\psi\| = 1$, et centrée au voisinage de $t = 0$, comme le montre l'exemple de la figure 4.1 qui représente l'ondelette « chapeau mexicain » en 2D et 1D définie par :

$$\psi(t) = \frac{2}{\pi^{1/4} \sqrt{3\sigma}} \left(1 - \frac{t^2}{\sigma^2} \right) \exp\left(\frac{-t^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.2)$$



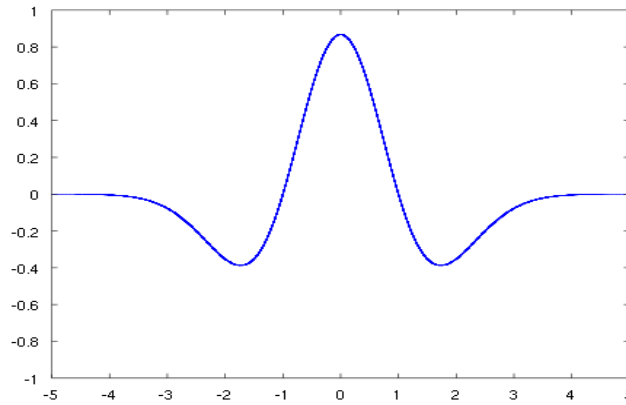


Figure 4.1 : Ondelette « chapeau mexicain » : 2D (haut), 1D (bas)

En dilatant l'ondelette ψ par un facteur s et en la translatant par u (voir exemple en figure 4.2), on obtient la famille des ondelettes $\psi_{u,s}$ associées à ψ , de norme unité également (c'est-à-dire $\|\psi_{u,s}\| = 1$) :

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (4.3)$$

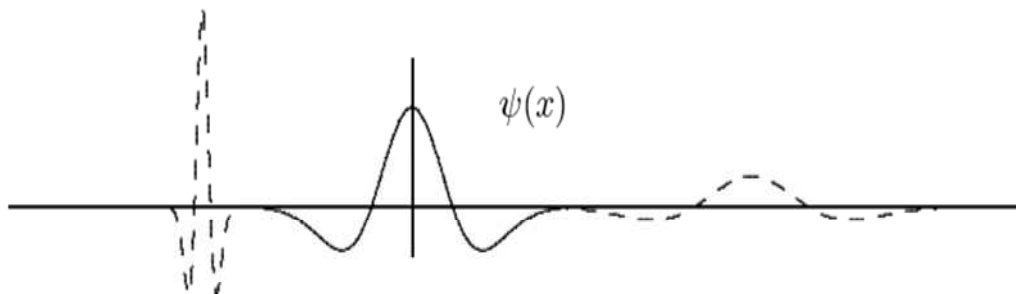


Figure 4.2 : Exemple d'ondelette dilatée et translatée

La transformée continue en ondelettes d'un signal $X \in L^2(\mathbb{R})$ au temps u et à l'échelle s est définie par :

$$W_X(u, s) = \langle X, \psi_{u,s} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^*\left(\frac{t-u}{s}\right) dt \quad (4.4)$$

où W se rapporte à la terminologie anglaise Wavelet (ondelette) et ψ^* désigne le complexe conjugué de ψ .

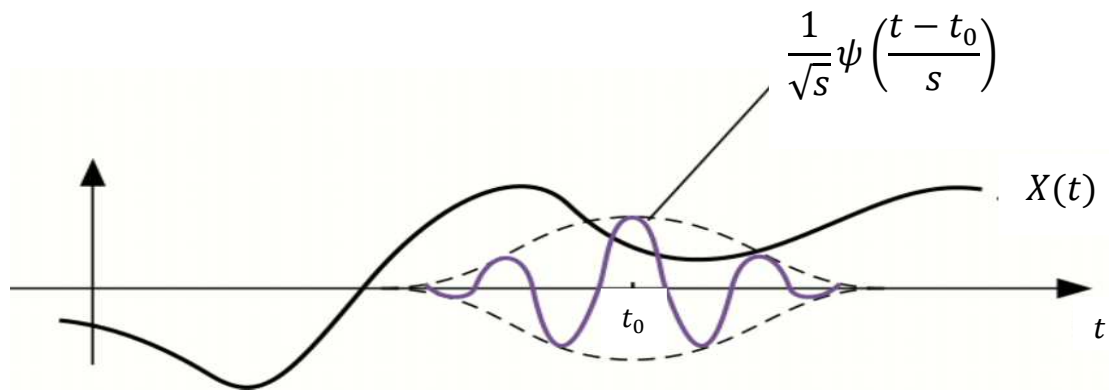


Figure 4.3 : Processus de transformation en ondelettes d'ondelette

La relation (4.4) représente le produit scalaire entre X et l'ensemble des ondelettes $\psi_{u,s}$ associées à ψ .

$W_X(u,s)$ caractérise les « fluctuations » du signal $X(t)$ au voisinage de la position u à l'échelle s (voir figure 4.3, ici u prend la valeur particulière t_0).

En scrutant les expressions (4.1) et (4.4), il est clair que $W_X(u,s)$ sera insensible aux comportements plus réguliers du signal, plus doux que le polynôme de degré strictement inférieur à n (nombre de moments nuls de ψ), et inversement, $W_X(u,s)$ rendra compte des comportements plus irréguliers que la tendance polynomiale. Cette importante propriété joue un rôle important en détection de singularités d'un signal.

$W_X(u,s)$ peut s'interpréter également comme une opération de filtrage linéaire :

$$W_X(u,s) = X * \bar{\psi}_s(u) \quad (4.5)$$

où $*$ désigne le produit de convolution, avec $\bar{\psi}_s(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^*\left(\frac{-t}{s}\right)$ dont la transformée de Fourier $\hat{\bar{\psi}}_s(\omega) = \sqrt{s} \hat{\psi}^*(s\omega)$, s'identifie à une fonction de transfert d'un filtre passe-bande. La relation (4.5) montre que la transformée en ondelettes peut être calculée par des filtres passe-bande dilatés (facteur s variable) [23].

D'autres propriétés et interprétations de la transformation en ondelettes peuvent être consultées dans les références [24] et [25].

L'inversion de la transformée continue en ondelettes dans L^2 est assurée par la condition d'admissibilité de l'ondelette :

$$K_\psi = \int_{-\infty}^0 \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega = \int_0^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (4.6)$$

Pour que cette intégrale soit finie, il faut s'assurer que $\hat{\psi}(0) = 0$, ce qui explique pourquoi les ondelettes doivent être de moyenne nulle ($\hat{\psi}(0) = \int_{\mathbb{R}} \psi(t) dt = 0$).

Cette condition est presque suffisante. Si $\hat{\psi}(0) = 0$ avec $\hat{\psi}(\omega)$ continûment différentiable, la condition d'admissibilité est alors satisfaite.

En pratique, il suffit de choisir une ondelette à moyenne nulle (et bien localisée en temps et en fréquence).

Dans ce cas, on peut synthétiser ou reconstruire le signal $X(t)$ en inversant la transformée en ondelettes selon :

$$X(t) = \frac{1}{K_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W_X(u, s) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) du \frac{ds}{s^2} \quad t \in \mathbb{R} \quad (4.7)$$

Cette reconstruction utilise toutes les échelles, elle est donc fortement redondante.

La transformée en ondelettes continue est calculée en considérant le facteur d'échelle s et le pas de translation temporelle u dans l'ensemble des réels (l'espace temps-échelle est donc parcouru continûment), ce qui la rend très redondante. En reconstruction d'un signal par transformation inverse continue, cette redondance est extrême dans le sens où toutes les ondelettes dilatées et translatées sont utilisées alors qu'elles sont linéairement dépendantes, et donc réitèrent une information déjà produite sans apporter d'informations nouvelles.

4.3. Transformée discrète en ondelettes

Comme le montre la figure 4a, la transformée en ondelettes continue est très redondante : $W_X(u, s)$ est la représentation 2D (plan (u, s)) d'un signal $X(t)$ à 1D.

Pour réduire cette redondance, il est possible de se servir de la famille dénombrable d'ondelettes $\{\psi_{j,k}\}_{(j,k)\in\mathbb{Z}^2}$ où $\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2}\psi(2^{-j}t - k)$.

Le plan temps-échelle (u, s) se transforme en « grille dyadique (ou de base 2) », comme le montre la figure 4.4 :

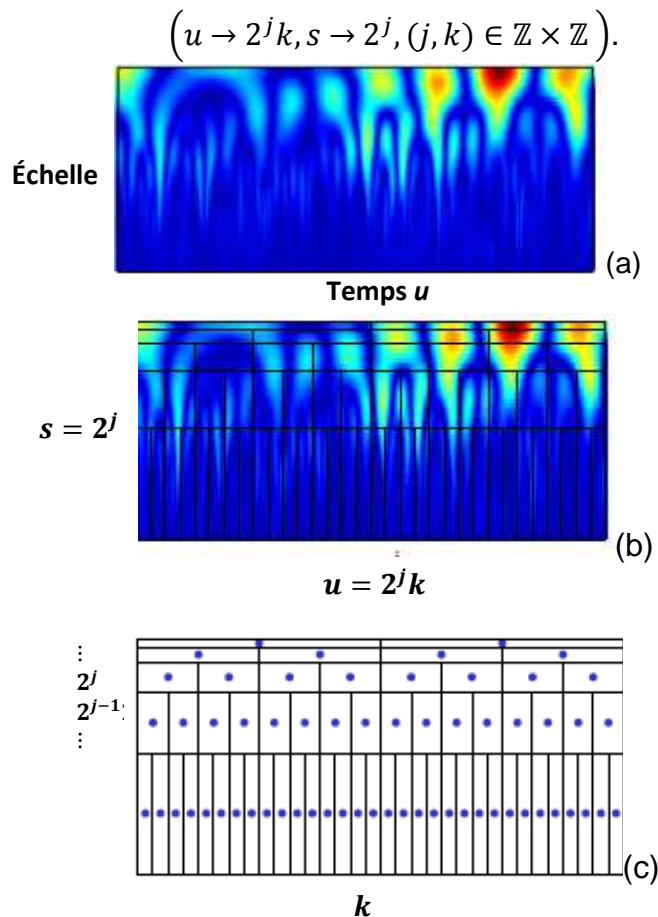


Figure 4.4 : Processus de discrétisation. (a) Transformée en ondelettes continue. (b) Discrétisation du plan (u, s) . (c) Transformée en ondelettes discrète

La transformée discrète en ondelettes sera alors notée :

$$d_X(j, k) = W_X(u = 2^{-j}k, s = 2^{-j}) \quad (4.8)$$

Il est bien évident que pour réduire ou éliminer la redondance, la famille $\{\psi_{j,k}\}_{(j,k)\in\mathbb{Z}^2}$ doit constituer une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R})$. Toutefois, les conditions pour lesquelles cette base devient orthonormée – fournissant donc une transformée en ondelettes « très économique » – sont liées à la notion d'analyse multirésolution, notée en abrégé AMR.

Afin de bénéficier d'une représentation non redondante du signal tout en assurant une reconstruction parfaite à partir de sa décomposition, un outil très efficace a été défini par Stéphane Mallat [24] et Yves Meyer [26] : l'analyse multirésolution. Ce puissant concept permet l'implémentation numérique de la décomposition en ondelettes ; la définition de la transformée en ondelettes orthogonales discrète passe nécessairement par celle de l'AMR.

4.4. Transformé en ondelette discrète basée sur l'analyse multirésolution AMR

Le principe de l'analyse multirésolution d'un signal consiste à le représenter comme une limite de ses approximations successives, où chaque approximation est une version lissée de la précédente. Les approximations successives sont présentées à différentes résolutions d'où le nom de multirésolution.

En clair, le concept de l'AMR à base d'ondelettes se résume ainsi : il s'agit de la représentation d'un signal sous forme d'une approximation grossière et d'une suite de « corrections » d'ampleur décroissante. Une telle analyse multirésolution apporte également un aspect algorithmique séduisant qui ouvre la voie à des applications spectaculaires notamment en compression, débruitage, restauration d'images, lissage, infographie, vision, etc.

Sur un plan formel, l'analyse multirésolution d'un signal X consiste à réaliser des projections orthogonales successives du signal sur les espaces V_j , ce qui conduit à des approximations de plus en plus grossières de X au fur et à mesure que j croît. La différence entre deux approximations successives représente l'information de détail perdue lors du passage d'une résolution à une autre. Cette information de détail est contenue dans le sous-espace W_j orthogonal à V_j , ils sont supplémentaires.

Ainsi le signal X appartenant à un espace V_j est projeté sur un sous-espace V_{j+1} et un sous-espace W_{j+1} dans le but de réduire la résolution de moitié. Il existe alors :

- Une fonction d'échelle $\varphi(t)$ qui engendre par dilatation et translation une base orthonormée de V_{j+1} ;

- Une fonction ondelette $\psi(t)$ qui engendre par dilatation et translation une base orthonormée de W_{j+1} .

La projection du signal X sur l'espace V_{j+1} sera notée :

$$A^j X = \sum_k \langle X, \varphi_{j,k} \rangle \varphi_{j,k} = \sum_k a_{j,k} \varphi_{j,k} \quad (4.9)$$

où les produits scalaires $a_{j,k} = \langle X, \varphi_{j,k} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) 2^{-j/2} \varphi(2^{-j}t - k) dt$ fournissent une approximation à l'échelle 2^j .

La projection du signal X sur l'espace W_{j+1} sera notée :

$$D^j X = \sum_k \langle X, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k} = \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k} \quad (4.10)$$

où les $d_{j,k} = \langle X, \psi_{j,k} \rangle$ sont les coefficients de détails de la transformée en ondelettes du signal X .

L'analyse à différents niveaux de résolution, connue sous le vocable d'analyse multirésolution ou AMR, permet de décomposer des signaux mono ou multidimensionnels sur une base (orthonormée) de fonctions d'échelle et sur une base (orthonormée) de fonctions ondelette. Par conséquent, cette famille d'ondelettes orthonormales engendrée par analyse multirésolution réduit à néant toute redondance. Ainsi, la notion d'analyse multirésolution fournit un cadre peu coûteux en termes de calcul pour la décomposition d'un signal sous la forme d'une suite d'approximations de résolution décroissante, complétée par une suite de détails.

4.4.1. Algorithme de Mallat

Quelques années après la découverte des ondelettes, Stéphane Mallat [27] offrit à la communauté des traiteurs de l'information une approche « filtrage » où le rôle principal est joué par une fonction d'échelle parfois appelée « ondelette père » : l'idée d'analyse multirésolution a été matérialisée par la décomposition d'un signal par une cascade de filtres. Une paire de filtres miroirs pour chaque niveau de résolution, l'un passe-bas associé à la fonction d'échelle donne les approximations, et l'autre passe-haut associé à l'ondelette encode les détails : un

algorithme rapide applicable aux signaux et images est né, ce qui a donné à l'univers des ondelettes ses lettres de noblesse dès la fin des années 1980.

- La première étape de cet algorithme rapide décrit en figure 4.5 consiste à séparer le signal en deux composantes : une composante lisse (l'allure générale) obtenue par filtrage passe-bas (correspondant à la fonction d'échelle), et l'ensemble des petits détails (retouches) obtenus par filtrage passe-haut (correspondant aux « petites » ondelettes qui encodent les petits détails).

- La deuxième étape de l'algorithme consiste à répéter la procédure à une résolution « moitié ». Cette étape est donc deux fois plus rapide que la précédente puisque deux fois moins de coefficients sont déterminés à difficulté égale.

- Et ainsi de suite, jusqu'à la fin du processus où le signal est tellement lissé qu'il disparaît ; toute l'information se trouvant dans les coefficients d'ondelettes d_j . D'où une autre appellation de l'algorithme de Mallat (très proche des algorithmes pyramidaux découverts en 1983 par Burt et Adelson [28]) : transformée en ondelettes rapide (*fwt ou fast wavelet transform*).

Les coefficients a_j et d_j sont appelés respectivement coefficients d'approximations et coefficients d'ondelettes (ou détails) du signal au niveau j . La décomposition du signal sur plusieurs niveaux s'effectue par la mise en cascade d'un banc de filtres en quadrature miroir h (filtre passe-bas) et g (filtre passe-haut) où

$$g(k) = (-1)^k h(1 - k) \quad (4.11)$$

En pratique, l'initialisation de l'algorithme (c'est-à-dire le choix de $a_0(k)$) est réalisée par les valeurs (échantillons) du signal analysé. La complexité de cet algorithme est de l'ordre de N lorsque le signal X est de taille N .

En fait, lors d'une analyse multirésolution, la transformée en ondelettes s'effectue sans ondelette, ni fonction d'échelle, Nous avons besoin uniquement des coefficients d'un filtre passe-bas h (et d'un filtre passe-haut qui se déduit de h). C'est le miracle de l'algorithme rapide de Mallat. En réalité ces filtres sont directement liés à l'ondelette choisie.

Remarque 1 : $\bar{h}(k) = h(-k)$ et $\bar{g}(k) = g(-k)$.

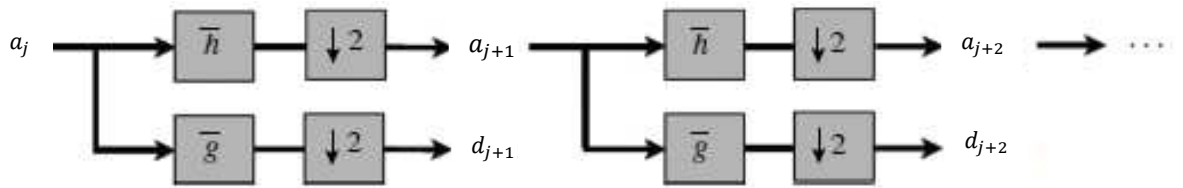



Figure 4.5 : Algorithme de Mallat : décomposition d'un signal (fast wavelet transform)

2.  Ce symbole représente une décimation d'un facteur 2, c'est-à-dire la prise en compte d'un échantillon sur deux. En toute rigueur les suites a_j et d_j s'écrivent respectivement $a_{j,k} = a_j(k)$ et $d_{j,k} = d_j(k)$; où k représente le temps.

La reconstruction ou synthèse consiste en une interpolation qui insère des zéros dans les suites a_{j+1} et d_{j+1} pour doubler leur longueur, suivie d'un filtrage, comme le montre la figure 4.6.

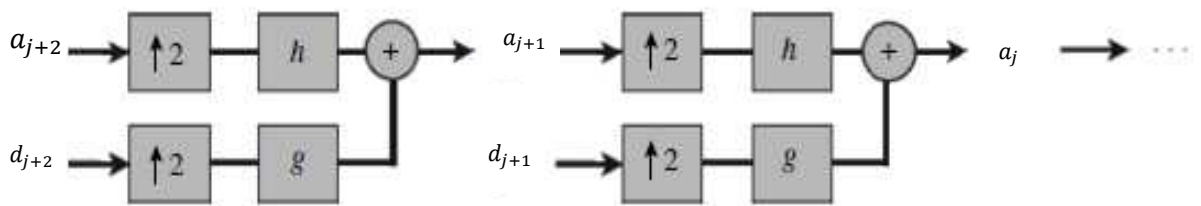


Figure 4.6 : Algorithme de Mallat : reconstruction ou synthèse d'un signal (fast inverse wavelet transform)



Ce symbole représente une interpolation qui insère des zéros entre les échantillons de a_{j+1} et d_{j+1} .

4.5. Propriétés des ondelettes

4.5.1. Régularité

Pour illustrer la notion de régularité d'une ondelette, nous qualifierons une ondelette « très lisse » par le terme « ondelette régulière ». Cette notion de régularité d'une ondelette ou « douceur » de l'ondelette est évidemment liée au

nombre de ses dérivées continues appelé parfois « l'ordre de régularité ». La régularité de l'ondelette joue un rôle appréciable lors de la reconstruction d'un signal. Par exemple, si une image est codée à l'aide de l'ondelette de Haar, cette image risque de produire des artefacts matérialisés par des contours inexistantes. D'où, un choix approprié de l'ondelette tient compte de la régularité optimale. Toutefois, en codage d'images, une régularité d'ordre 2 suffit en général alors pourquoi augmenter la régularité avec pour conséquence l'augmentation du support de l'ondelette et donc de la complexité des calculs. La régularité est une propriété importante pour obtenir des coefficients d'ondelettes les plus petits possibles afin de les annuler.

4.5.2. Moments nuls

Le nombre de moments nuls d'une ondelette est lié au nombre d'oscillations de l'ondelette. Ainsi, plus le nombre de moments nuls est élevé et plus l'ondelette oscille. Si une ondelette possède p moments nuls, cela signifie qu'elle est orthogonale aux composantes polynomiales de degré inférieur à p (« ne les voit pas ») ; ce qui a pour conséquence de concentrer l'information contenue dans le signal sur quelques coefficients seulement. Cette propriété est très utile en compression, en transmission ou en analyse de signaux très irréguliers où les singularités génèrent des coefficients de grande amplitude.

En pratique, l'amélioration liée à l'augmentation des moments nuls n'est pas si évidente : en traitement d'images, deux moments nuls sont souvent suffisants.

4.5.3. Autres critères

D'autres critères de choix de l'ondelette idoine peuvent être adoptés comme la symétrie, utile pour éviter le déphasage notamment en traitement d'images d'où l'utilisation d'ondelettes bi-orthogonales, l'existence d'une formule explicite et la facilité de tabulation.

4.6. Quelques ondelettes orthogonales et filtres associés

Dans ce qui suit on définit les propriétés de quelques ondelettes les plus célèbres et les plus utilisées.

4.6.1. Ondelette de Haar

Proposée comme une base orthonormée de décomposition de signaux par Haar en 1910, donc bien avant l'ère des ondelettes des années 1980, l'ondelette de Haar peut être considérée comme l'ancêtre des ondelettes.

L'ondelette de Haar correspond à une multirésolution de fonctions constantes par morceaux. La fonction d'échelle est alors la fonction porte centrée sur 0,5 et l'expression des coefficients du filtre miroir conjugué h est donnée par :

$$h(n) = \begin{cases} 2^{-1/2} & \text{pour } n = 0 \text{ et } 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.12)$$

Par conséquent, l'ondelette en question est la fonction symétrique comprise entre -1 et 1 représentée en figure 4.7.

Les réponses impulsionnelles des filtres h et g sont représentées en figure 4.7, où en appliquant la relation (4.10) g est donnée par :

$$g(n) = \begin{cases} 2^{-1/2} & \text{pour } n = 0 \\ -2^{-1/2} & \text{pour } n = 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.13)$$

L'ondelette de Haar est l'ondelette orthogonale dont le support compact est le plus court. Elle est aussi la seule ondelette orthogonale qui soit symétrique. Elle n'est pas efficace pour approximer des fonctions régulières car elle n'a qu'un seul moment nul et s'oriente donc vers l'analyse de signaux caractérisés par des sauts brusques (polynôme d'ordre zéro). Elle peut être également assimilée à une ondelette de Daubechies d'ordre 1.

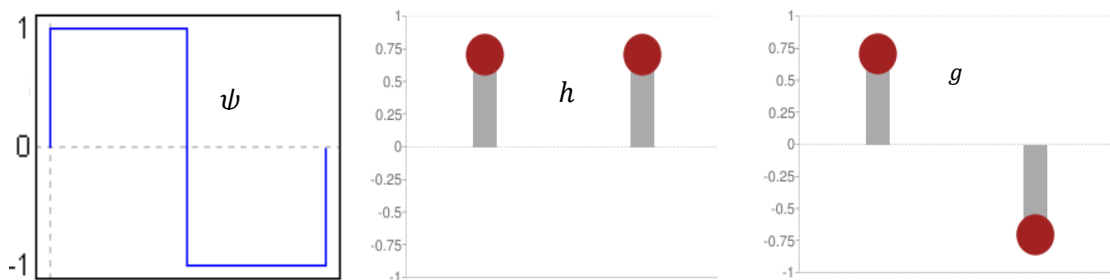


Figure 4.7 : Ondelette de Haar ψ et ses filtres associés h et g

Dans le cas de l'analyse de Haar, l'algorithme de décomposition est très simple car les filtres $h(k)$ et $g(k)$ impliqués sont très courts. En fait, le signal numérique à la résolution inférieure est obtenu par un simple moyennage entre le point étudié et son plus proche voisin, tandis que le signal de détail (perdu lors du changement de résolution) est obtenu en faisant la différence entre le point étudié et son plus proche voisin, le tout à un facteur de normalisation près. Malheureusement, cette simplicité algorithmique ne conduit pas à une analyse très performante du point de vue de la résolution ou finesse d'analyse.

Nota : h et g représentent en fait des réponses impulsionnelles de filtres.

4.6.2. Ondelettes de Daubechies

En 1988, Ingrid Daubechies [29] a proposé une famille d'ondelettes orthogonales dont le support est compact. Une ondelette de Daubechies ψ a un support de taille minimale égale à $[-p + 1, p]$. Le support de la fonction d'échelle φ correspondante est $[0, 2p - 1]$, p étant le nombre de moments nuls de l'ondelette ψ . La régularité de ψ est la même que celle de φ . Cette régularité augmente avec p .

Le cas $p = 1$ se réduit à l'ondelette de Haar où h et g ont bien chacun deux coefficients comme l'illustre la figure 4.7.

Les ondelettes de Daubechies ne sont pas exprimables d'une façon analytique ; la construction de l'ondelette nécessite une itération.

Dans le cas $p = 2$, les valeurs des coefficients des filtres sont :

$$\begin{aligned} h(0) &= \frac{1 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}} = 0,4829 & h(1) &= \frac{3 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}} = 0,8365 \\ h(2) &= \frac{3 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}} = 0,2241 & \text{et } h(3) &= \frac{1 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}} = 0,1294 \end{aligned} \quad (4.14)$$

Les figures 4.8 et 4.9 représentent la famille des ondelettes de Daubechies pour les ordres (ou nombres p de moments nuls de l'ondelette de Daubechies ψ) 2 et 4. Cette famille est notée dbp , par exemple $db2$, $db4$, etc.

Chacune de ces figures représente : l'ondelette ψ , la réponse impulsionnelle du filtre passe-bas associé h et la réponse impulsionnelle du filtre passe-haut associé g .

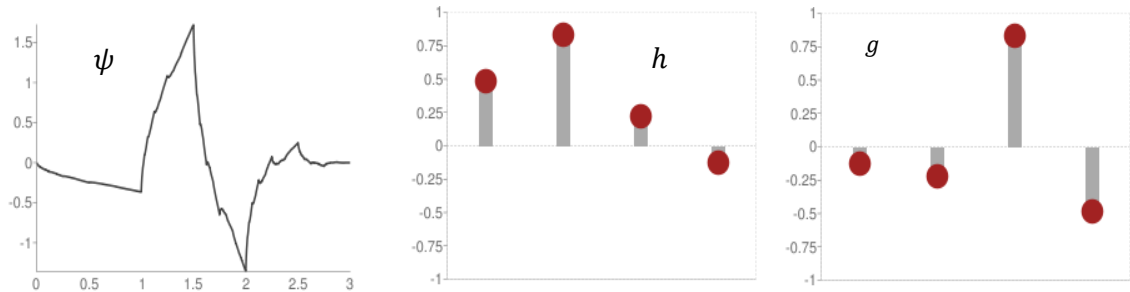


Figure 4.8 : Ondelette de Daubechies ψ d'ordre 2 et ses filtres associés h et g

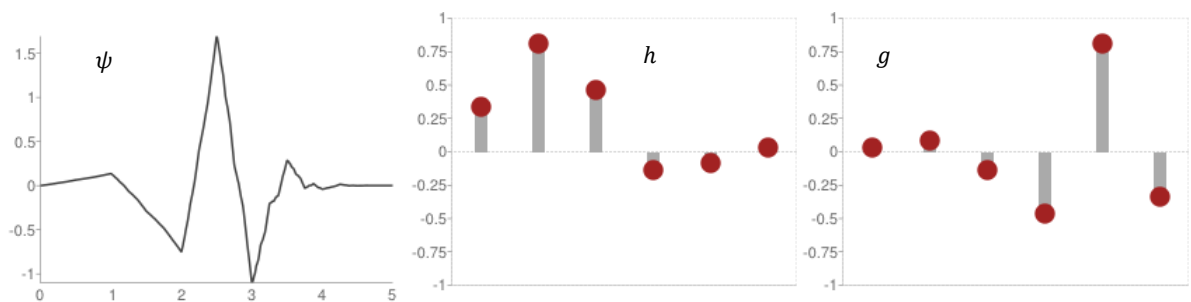


Figure 4.9 : Ondelette de Daubechies ψ d'ordre 3 et ses filtres associés h et g

Le nombre de coefficients des filtres utilisés est égal à $2p$, p étant le nombre de moments nuls (et également l'ordre de l'ondelette de Daubechies).

Le nombre d'oscillations augmente lorsque p augmente.

Les ondelettes de Daubechies sont asymétriques même lorsque p augmente.

Quand l'ordre p augmente, la taille du support augmente et la régularité de l'ondelette augmente aussi.

4.6.3. Symlettes

Les « symlettes » ou en anglais symlets sont des ondelettes de Daubechies presque symétriques construites en modifiant les dbp (ou ondelettes de Daubechies d'ordre p). Les figures 4.10 et 4.11 présentent les symlettes d'ordre 4 et d'ordre 20 ainsi que les réponses impulsionnelles des filtres passe-bas associés h et les réponses impulsionnelles des filtres passe-haut associés g .

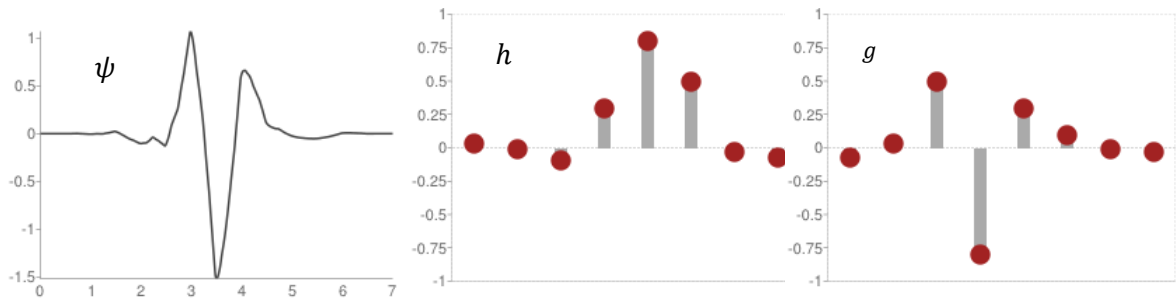


Figure 4.10 : Symlette ψ d'ordre 4 et ses filtres associés h et g

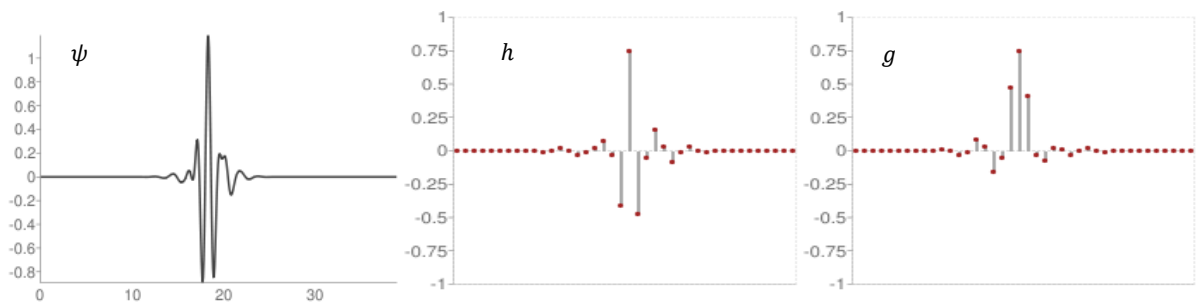


Figure 4.11 : Symlette ψ d'ordre 20 et ses filtres associés h et g

4.7. Le choix de l'ondelette

Toute fonction satisfaisant la condition d'admissibilité est éligible pour réaliser une transformation en ondelettes. Ainsi, chacun est capable de créer ses propres ondelettes en fonction du problème à traiter.

La capacité d'approximer des signaux avec un faible nombre de coefficients non nuls est certainement la clé du succès des ondelettes non seulement en compression (d'images principalement) mais aussi en débruitage et de façon générale lors de l'exploitation d'algorithmes rapides. D'où l'intérêt de choisir une

ondelette orthonormée ψ telle que la transformée (en ondelettes) d'un signal produit peu de coefficients significatifs.

Les ondelettes à support compact sont adaptées pour obtenir des représentations parcimonieuses (ou creuses) et l'amplitude des coefficients de la transformée en ondelettes d'un signal X ainsi que le nombre de ses coefficients significatifs dépendent de trois propriétés :

- la régularité de X mais aussi celle de ψ ;
- le nombre de moments nuls de ψ ;
- la taille du support de ψ impactant directement la vitesse de convergence.

La construction de bases d'ondelettes adéquates à partir de filtres miroirs $h(k)$ est réalisée par les « designers » d'ondelettes en reliant ces trois propriétés à celles de la transformée de Fourier de $h(k)$ notée $\hat{h}(\omega)$:

- par exemple, le fait que ψ ait p moments nuls, équivaut à ce que $\hat{h}(\omega)$ et ses $(p - 1)$ premières dérivées soient nulles en $\omega = \pi$;
- pour minimiser le nombre de coefficients de grande amplitude de la transformée en ondelettes d'un signal X , il est possible de diminuer la taille du support de ψ . Ainsi, si le support de h est $[N_1, N_2]$, alors le support de ψ est $\left[\frac{(N_1 - N_2 + 1)}{2}, \frac{(N_2 - N_1 + 1)}{2} \right]$;
- si ψ a p moments nuls alors son support est au moins de taille $2p - 1$. Il y a donc lieu de faire un compromis entre la taille du support et le nombre de moments nuls ;
- la régularité de ψ est liée au nombre de zéros de $\hat{h}(\omega)$ en $\omega = \pi$. La régularité de l'ondelette influence négativement (erreurs de seuillage ou de quantification) la qualité de reconstruction ou de débruitage d'un signal : une ondelette qui varie brutalement (donc ayant des singularités) peut générer dans une image des contours qui n'existent pas.

En vue d'obtenir un grand nombre de coefficients d'ondelettes de faible amplitude, il est plus approprié de choisir une ondelette ayant de nombreux moments nuls lorsque X a très peu de singularités isolées et est très régulier entre ses singularités. Et inversement, dans le cas d'un signal très irrégulier, il est plus adéquat de diminuer la taille du support, quitte à avoir moins de moments nuls car les ondelettes dont le support passe par une singularité fournissent des coefficients de grande amplitude.

D'autres critères de choix de l'ondelette idoine peuvent être aussi adoptés comme la symétrie, utile pour éviter le déphasage notamment en traitement d'images, l'existence d'une formule explicite et la facilité de tabulation.

4.8. Débruitage par ondelettes

La procédure de débruitage utilisant les instructions Matlab est, en fait, réalisée en trois phases :

1. décomposition. Choisir l'ondelette et le niveau de décomposition, et calculer la décomposition en ondelettes (algorithme de Mallat) du signal à débruiter ;
2. seuillage des coefficients de détails. Pour chaque niveau (du niveau 1 au niveau N), sélectionner un seuil et l'appliquer aux coefficients de détails en optant pour un seuillage dur ou doux ;
3. reconstruction. Calculer la reconstruction en ondelettes (algorithme de Mallat) à partir des coefficients originaux de l'approximation de niveau N (inchangés) et des coefficients de détails modifiés de niveaux 1 à N .

4.8.1. Catégories du seuillage (Seuillage dur contre seuillage doux)

L'élimination ou la réduction du bruit additif peut s'effectuer de façon non linéaire en exploitant une analyse multirésolution à base d'ondelettes de Daubechies sous le postulat qu'un choix approprié d'une base de décomposition peut faciliter la discrimination signal utile/bruit.

L'idée sous-jacente est que le signal utile peut être décrit par un faible nombre de coefficients d'ondelettes d'amplitude élevée, alors que le bruit a tendance à se répartir sur tous les coefficients. Cette hypothèse justifie, en partie, l'utilisation traditionnelle des méthodes de débruitage par seuillage.

Si les $d_j^Y(k)$ représentent les coefficients en ondelettes du signal mesuré, alors l'estimation des coefficients en ondelettes du signal utile, notée $d_j^{\hat{X}}(k)$, est donnée par deux types de seuillage :

- seuillage doux :

Le seuillage doux consiste à éliminer tout coefficient au dessous du seuil et à soustraire ce seuil des autres coefficients.

$$d_j^{\hat{X}}(k) = \begin{cases} d_j^Y(k) - S & \text{si } d_j^Y(k) > S \\ d_j^Y(k) + S & \text{si } d_j^Y(k) < -S \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.16)$$

- seuillage dur :

Le seuillage dur est plus catégorique que le seuillage doux du fait qu'on considère un coefficient donné soit comme représentant totalement un bruit pur donc à éliminer, ou comme un coefficient représentant une portion du signal donc à conserver. La fonction de seuillage dur est donnée par l'équation :

$$d_j^{\hat{X}}(k) = \begin{cases} d_j^Y(k), & \text{si } |d_j^Y(k)| > S \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.17)$$

Avec le seuil (parfois appelé universel) $S = \sigma\sqrt{2 \ln N}$ où N est la taille du signal mesuré, et σ représente l'écart-type du bruit.

Un estimateur robuste de σ est donné par :

$$\hat{\sigma} = 1,4826 \times \text{Med}|d_1^Y(k)| \quad (4.18)$$

où $\text{Med}|d_1^Y(k)|$ désigne la valeur médiane des coefficients d'ondelettes, pour $j = 1$, rangés par ordre croissant $\{|d_1^Y(k)|, 0 \leq k \leq N/2\}$.

Donoho et Johnstone [30] ont montré que ce choix de S est proche de l'optimalité pour $N \geq 4$.

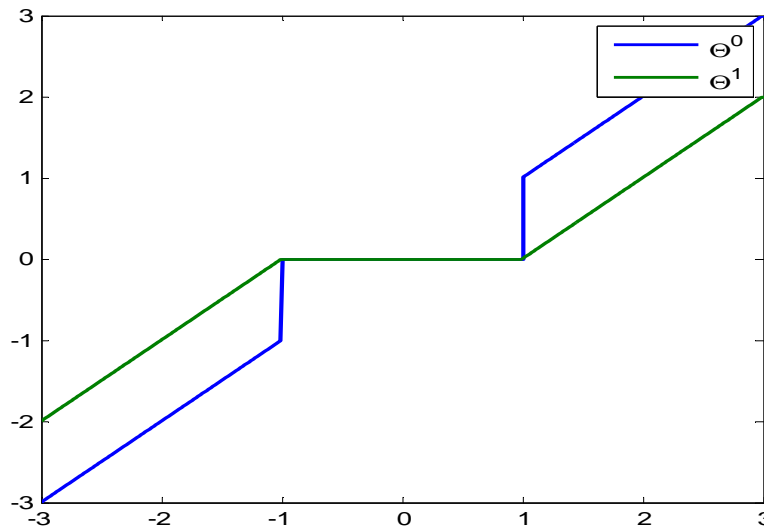


Figure 4.12 : Représentation du seuillage

4.9. Conclusion

Les ondelettes ont été introduites au début des années 1980, dans un contexte d'analyse du signal et d'exploration pétrolière. Il s'agissait à l'époque de donner une représentation des signaux permettant de faire apparaître simultanément des informations temporelles (localisation dans le temps et donc dans l'espace, durée) et fréquentielles, facilitant l'identification des caractéristiques physiques du sous-sol.

L'essor actuel des transformées en ondelettes est dû principalement à deux propriétés spécifiques qui résultent des décompositions sur des bases d'ondelettes orthogonales : la parcimonie de représentation et la tendance à transformer un processus aléatoire stationnaire en séquences gaussiennes décorréélées.

Dans le cadre de la réduction de bruit, plus communément connue sous le vocable de « débruitage », le succès de l'analyse multirésolution à base d'ondelettes est précisément assuré par sa capacité de décorrélation (séparation du bruit et du signal utile) et par la notion de parcimonie de sa représentation.

Cette parcimonie se matérialise par un faible nombre de coefficients d'ondelettes (ou plus exactement de coefficients de la transformée en ondelettes) de forte amplitude représentant le signal utile supposé régulier ou régulier par morceaux. Quant au bruit, souvent supposé blanc et stationnaire, il aura tendance à se répartir sur toutes les composantes ou coefficients d'ondelettes.

En débruitage, l'analyse multirésolution à base d'ondelettes a largement contribué à une nette évolution de l'acquisition, de la mesure et du traitement des signaux et images par des méthodes linéaires et des méthodes adaptatives principalement non-linéaires comme c'est le cas du filtrage par seuillage ou atténuation.

Dans ce contexte, les traitements temps-réel sont privilégiés ; soit en mode câblé mettant en jeu des circuits numériques réalisés par intégration monolithique ou à l'aide de composants du type FPGA (*field programmable gate array*), soit en mode programmé mettant en œuvre des architectures numériques composés de DSP (*digital signal processor*). Le mode programmé est généralement privilégié en raison de la faible complexité algorithmique de la décomposition en ondelettes et du seuillage associé, et de la simplicité d'implémentation via MATLAB par exemple.

Le débruitage ou réduction de bruit fondé sur une analyse multirésolution est aujourd'hui incontournable dans de nombreux domaines d'application allant du domaine médical, notamment en imagerie, aux télécommunications et multimédia jusqu'aux appareils photographiques numériques.

CHAPITRE 5

RESULTATS ET ANALYSE DES SIMULATIONS

5.1. Introduction

Ce chapitre expose les résultats obtenus sous simulation par les algorithmes de débruitage des signaux radar météorologique Doppler pulsé de type WSR-88D, travaillant dans la bande de fréquences S (2 à 4 GHz), par analyse multirésolution à base d'ondelettes.

Les données radar (signaux I et Q et le spectre de puissance) sont mises en œuvre par D. Zrnic [31], et reprises dans les projets de recherche de traitement des signaux radar du laboratoire d'électrotechnique de l'Université de Nebraska-Lincoln aux Etats Unis d'Amérique USA en 2002 par le professeur B. Palmer [32].

Dans cette optique, on a développé sous Matlab un programme simulant des signaux bruités en phase I , en quadrature de phase Q et leur spectre Doppler de puissance correspondant, en se basant sur le programme proposé par D. Zrnic.

Ces signaux reçus I et Q simulés, illustrent les échos de précipitations de pluie accompagnées de rafales de vents [31], [33] prises sur un volume de résolution (dix cellules de distance) avec la supposition d'une certaine distribution statistique gaussienne modélisant le spectre de puissance des échos météorologiques reçus.

Ce programme est fondé sur les mêmes hypothèses proposé par D. Zrnic [31] :

- Contrairement au spectre du bruit du récepteur radar qui est à bande large, celui de l'écho météorologique est à bande étroite.

- La puissance du signal météorologique est plus élevée que celle du bruit du récepteur.
- Les propriétés statistiques de l'écho météorologique et celles du bruit du récepteur sont presque similaires.
- La puissance du clutter peut être plus élevé, égale ou supérieur à celle du signal météorologique.
- Les propriétés statistiques du clutter et celles de l'écho météorologique sont similaires.

On a développé également d'autres programmes qui s'appliquent, d'une part, pour débiter les signaux radar lorsqu'ils sont bruité par un bruit supposé blanc gaussien, utilisant deux types de seuillage à savoir le seuillage dur et le seuillage doux, et d'autre part, pour filtrer le clutter contenu dans les échos météorologiques.

Une étude comparative sera faite en terme de rapport signal à bruit entre les résultats obtenus par l'algorithme de débiterage à base d'ondelettes utilisant un seuillage dur et un seuillage doux.

Puis on appliquera la technique d'estimation de vitesses radiales Pulse Pair sur les signaux débiterés pour réestimer la vraie vitesse moyenne de déplacement des microrafales du vent. Et on fera une étude comparative en termes de biais, variance et d'erreur relative entre les vitesses radiales introduites et celles estimées après débiterage par seuillage dur et doux et après filtrage de clutter.

Dans un radar météorologique le bruit et le clutter (écho dû à des cibles immobiles tels que des bâtiments, montagnes, etc.) chevauchent la couverture radar et masquent les signaux de faible énergie des cibles utiles (perturbations atmosphériques) ce qui risque d'entraîner une perte d'informations et assimiler une fréquence ou une vitesse existante a une fluctuation statistique, par contre lorsque les signaux seront bien débiterés en éliminant le bruit et le clutter, on pourra les analyser valablement, en utilisant l'algorithme d'estimation de vitesses radiales Pulse Pair où on devrait avoir une très faible valeurs du biais, variance et d'erreur relative sur ces estimations par rapport aux vitesses radiales introduites.

On peut résumer ces étapes par le schéma ci-dessous

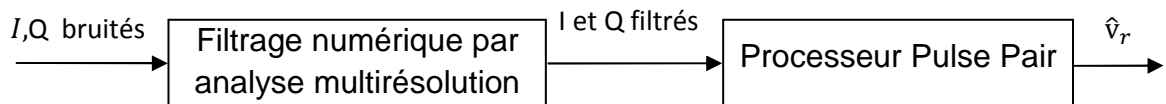


Figure 5.1 : Opération de filtrage et d'estimation des vitesses radiales

Il est à noter que dans la pratique la connaissance préalable de spectre n'est pas nécessaire pour le calcul des moments spectraux (\hat{v}_r dans notre cas) qui peuvent être obtenus directement à partir des séries temporelles débruitées.

5.2. Génération des signaux reçus du radar météorologique

5.2.1. Spécifications des paramètres radar Doppler pulsé WSR-88D

Nous présentons dans ce paragraphe les caractéristiques des paramètres de radar WSR-88D utilisé dans la génération des signaux et de spectre Doppler de puissance, Ces données seront employées dans toutes les simulations.

Les données de simulation consistent à considérer dix cellules de distance, dont les vitesses radiales Doppler du signal désiré sont:

$$v_r = [12,5 \quad 15,3 \quad 12,4 \quad 10,9 \quad 9,2 \quad 15 \quad 17,2 \quad 10,2 \quad 18,2 \quad 12,2]$$

Considérer un radar météorologique Doppler, de type (WSR-88D), et de paramètres suivants:

- Nombre d'échantillons par cellule de distance: $N = 128$
- Fréquence du signal émis: $f = 2,85 \cdot 10^9 \text{ Hz}$
- Longueur d'onde: $\lambda = \frac{c}{f} = \frac{3 \cdot 10^8}{f} \approx 10,5 \text{ cm}$
- Fréquence de répétition des impulsions: $\text{PRF} = 10^3 \text{ Hz}$
- Période d'échantillonnage: $T_e = \frac{1}{\text{PRF}} = 10^{-3} \text{ sec}$
- Vitesse maximale non ambiguë: $v_a = \frac{\lambda}{4 \cdot T_e} \approx 26.3 \text{ m/sec}$
- Puissance pique du signal émise : $P_p = 750 \text{ kW}$
- Rapport signal à bruit: $\text{SNR} = 10 \text{ dB}$
- Largeur du spectre Doppler: $\sigma = 1 \text{ m/sec}$

5.2.2. Organigramme de génération des signaux radar météorologique

L'enchainement des étapes suivies dans cet algorithme est montré par l'organigramme suivant, [27].

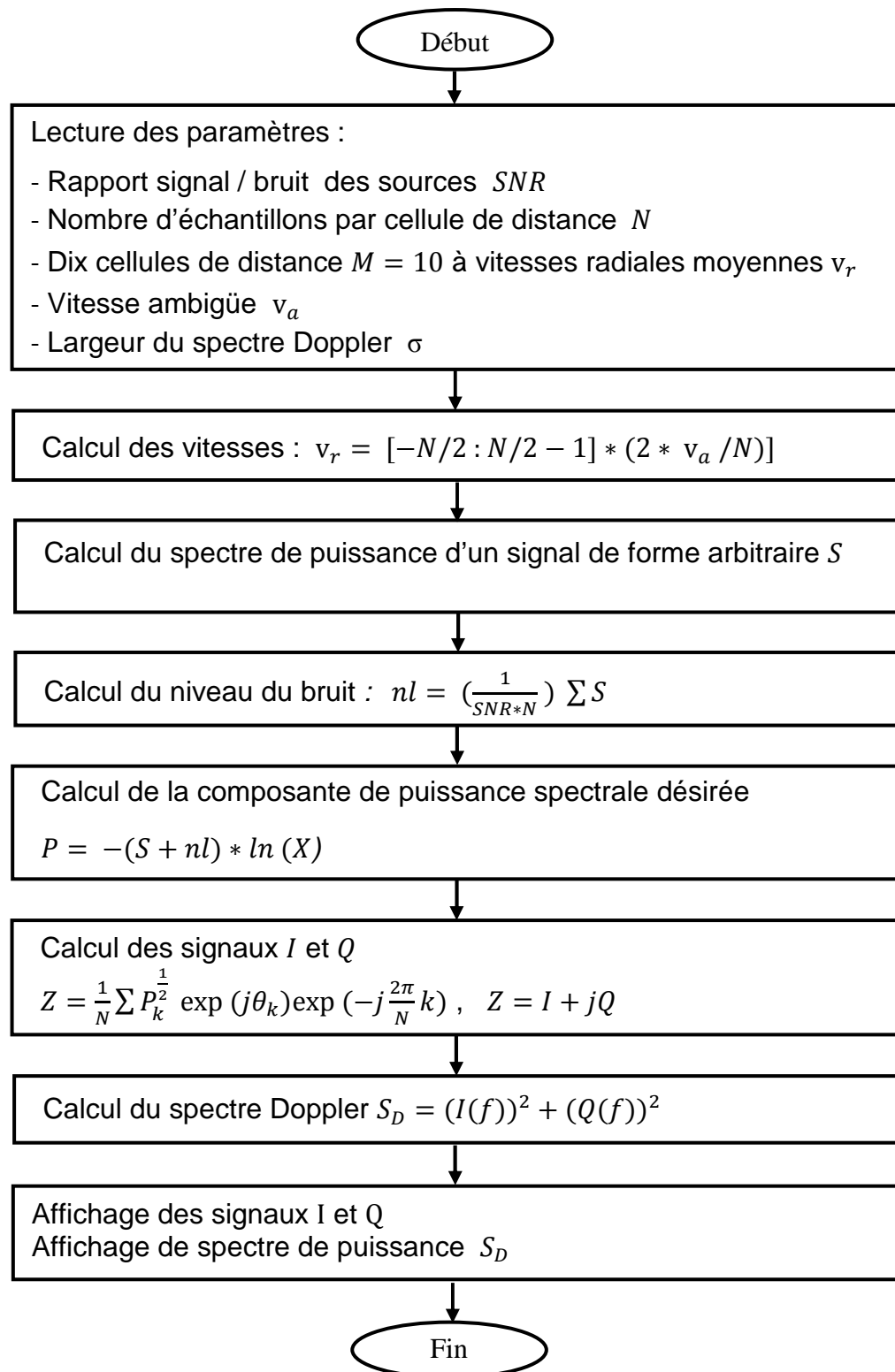


Figure 5.2 : Organigramme de génération des signaux radar et du spectre Doppler

5.2.2.1. Exemple représentant les signaux radar I et Q et le spectre Doppler de puissance

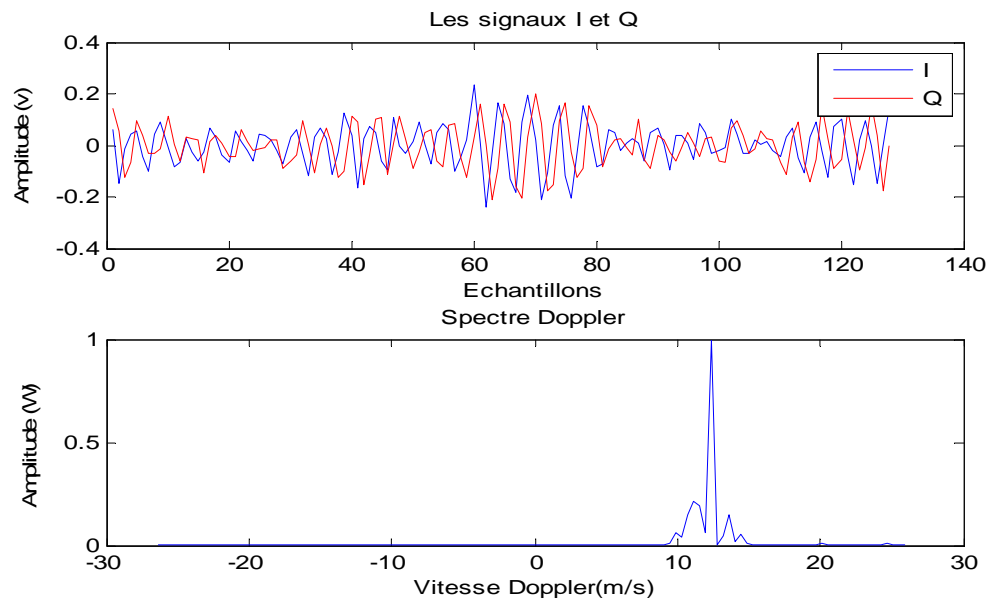


Figure 5.3 : Représentation des signaux radar I et Q et du spectre Doppler

La figure ci-dessus représente les signaux radar I et Q et le spectre Doppler de puissance correspondant, générés à un SNR égal à 10 dB, pour une cellule de distance caractérisée par une vitesse moyenne des vents de 12.5 m/s et nombre d'échantillons de 128.

5.2.3. Etude des effets des paramètres d'entrée sur les signaux I et Q et sur le spectre Doppler de puissance

Dans ce qui suit, on va étudier l'effet des différents paramètres des données de simulation sur les signaux temporelles I et Q et le spectre Doppler du radar météorologique. La procédure consiste à assigner à chaque paramètre (le nombre d'échantillons, le rapport signal à bruit, etc.), deux valeurs suffisamment écartées l'une de l'autre d'une manière à garantir une bonne localisation des effets de chacun d'eux, des commentaires et des conclusions seront tirés sur les effets et le poids de chacun de ces paramètres, puis on choisira la meilleure donnée à utiliser dans le programme de génération des signaux et du spectre.

5.2.3.1. Effet du nombre d'échantillons

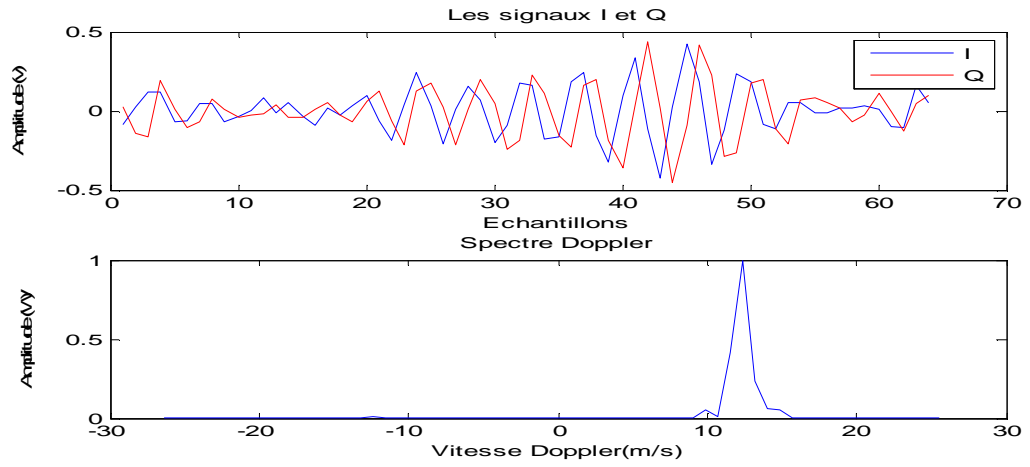


Figure 5.4 : Nombre d'échantillons égal à 64

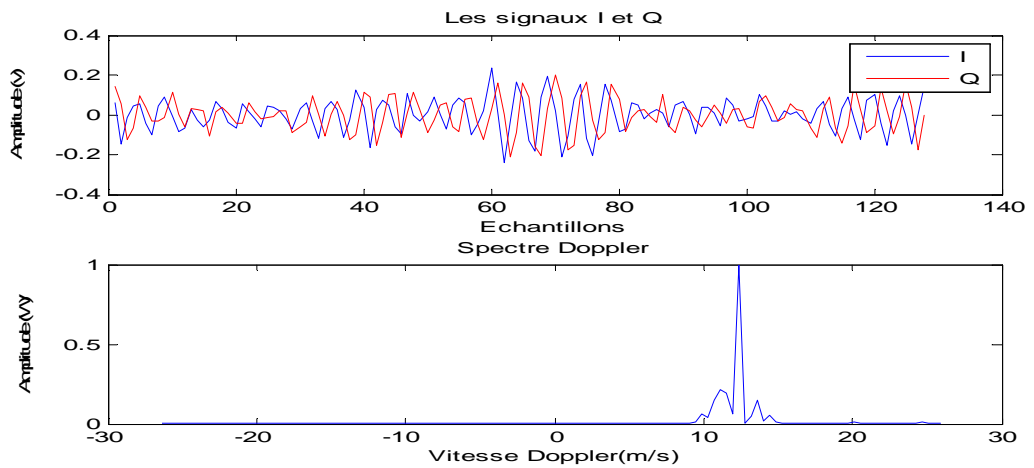


Figure 5.5 : Nombre d'échantillons égal à 128

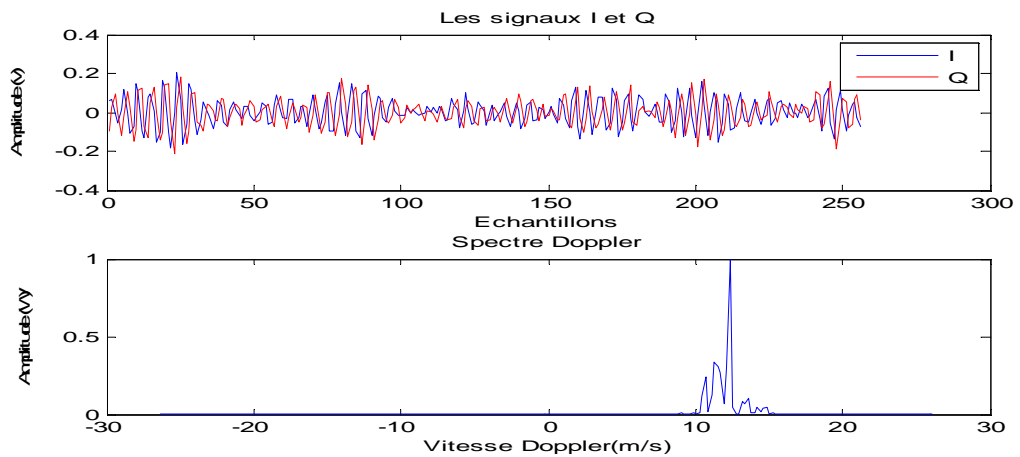


Figure 5.6 : Nombre d'échantillons égal à 256

Le nombre d'échantillons est donné en puissance de 2 (2^n), il a une influence directe sur la qualité des signaux générés, soit en termes de leurs résolutions fréquentielles qui lui y sont en relation proportionnelle, ou en termes de richesse spectrale de leurs spectres respectifs.

Malgré l'utilisation du nombre d'échantillons limité garantit la stabilité des signaux générés et maintient les relations de phase entre les signaux I et Q , il a un effet majeur sur la restriction de la qualité des informations extraites, par contre lorsqu'on augmente le nombre d'échantillons, les signaux générés seront plus compactes, plus descriptifs et très riches en composantes spectrales, permettant ainsi une meilleure restitution des informations transportées. Mais dans un autre sens, l'accroissement du nombre d'échantillons, a pour conséquence, l'augmentation du temps de calcul et donc la nécessité de calculateurs plus puissants et donc plus coûteux.

En revanche, Le nombre optimal d'échantillons à utiliser, doit être choisi d'une manière à avoir une résolution spectrale appréciable et on peut dire que l'utilisation de 128 points sera suffisante pour la représentation des signaux et du spectre de puissance Doppler.

5.2.3.2. Effet du rapport signal à bruit SNR

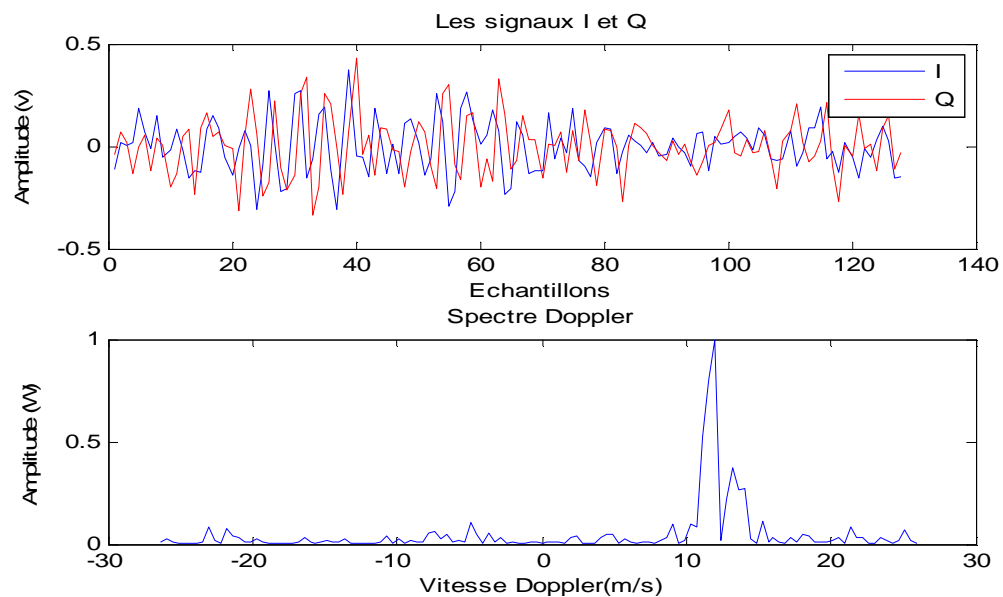


Figure 5.7 : Rapport signal à bruit égal à 1dB

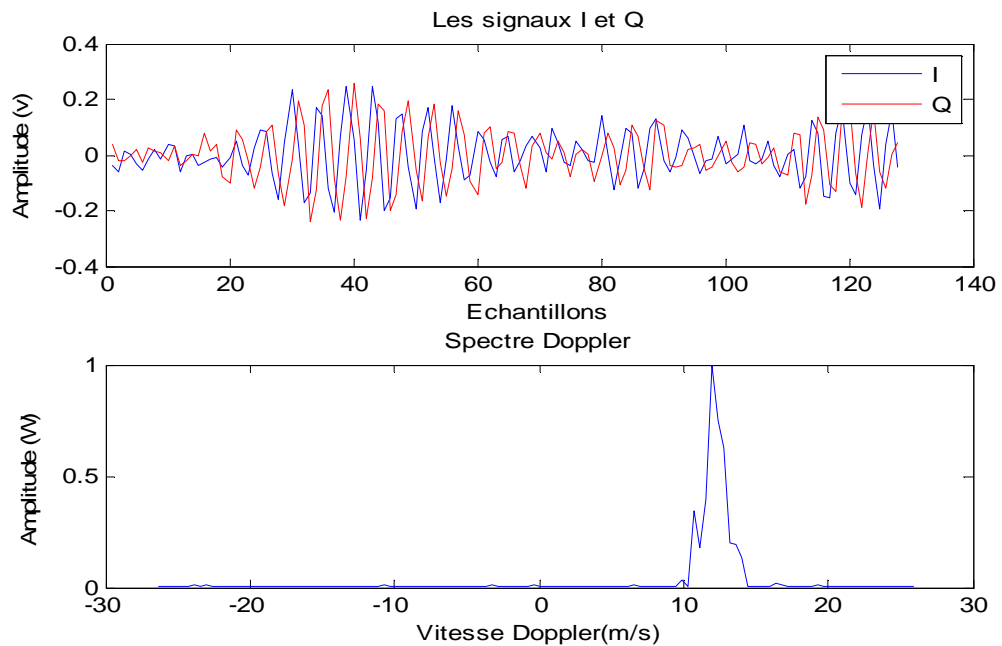


Figure 5.8 : Rapport signal à bruit égal à 10dB

Le rapport signal à bruit (ou en anglais *signal-to-noise ratio* ou SNR) renseigne sur la quantité du bruit additionné au signal utile, est nécessaire pour satisfaire la probabilité de détection du phénomène météorologique. Son influence apparait bien clairement sur les données de simulation générées (les séries temporelles I et Q et le spectre Doppler). En effet, l'utilisation d'un SNR faible de l'ordre de 1dB a provoqué un fort chevauchement des séries temporelles I et Q ainsi que leur développement très aléatoire, et une perte d'informations et de relations de phase entre ces deux composantes. Le spectre Doppler quand à lui aussi, n'est pas à l'abri de cette influence, il subit une forte dégradation présentée par l'apparition d'importants piques secondaires qui n'ont plus lieu dans le spectre idéal.

Par contre une amélioration du signal est enregistrée lors de l'augmentation des valeurs du SNR (SNR = 10dB dans cette simulation), induisant à une faible contribution du bruit dans le signal utile. Les signaux I et Q dans ce cas là, seront mieux illustrés et plus homogènes, tandis que le spectre Doppler cette fois ci, sera plus lisse et plus représentatif, ce qui permet une meilleure extraction des différents paramètres utiles qui y sont liés.

5.2.3.3. Effet de la largeur du spectre Doppler σ

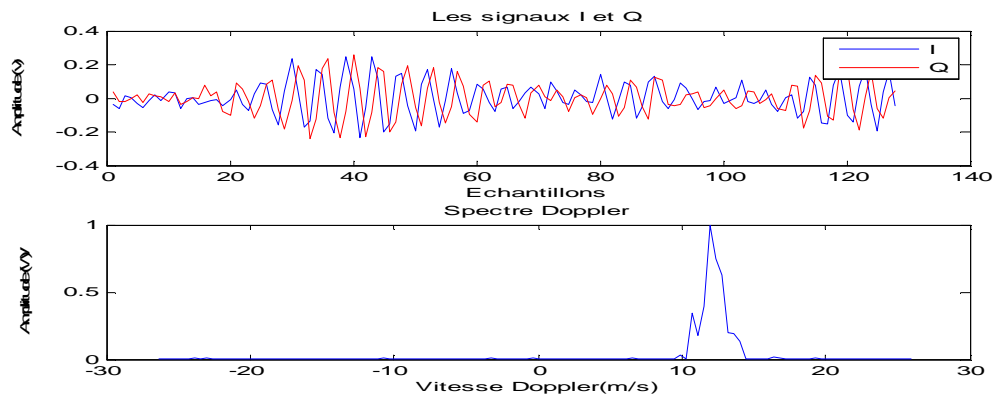


Figure 5.9 : Largeur du spectre Doppler σ égal à 1 m/s

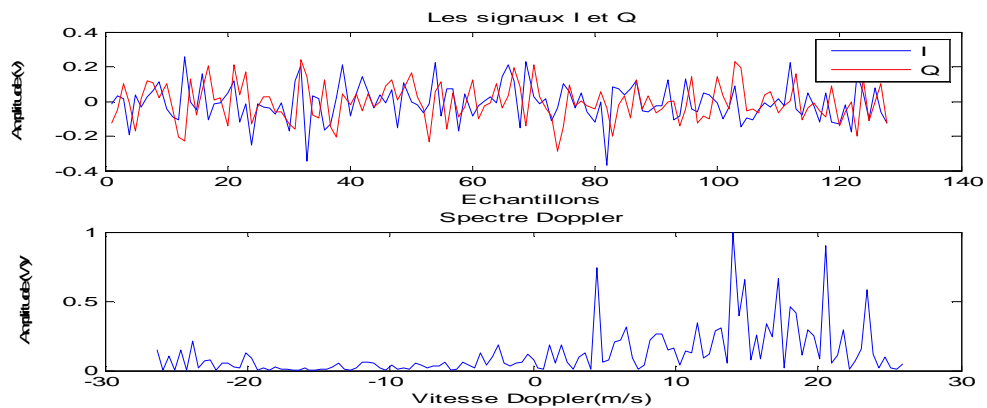


Figure 5.10 : Largeur du spectre Doppler σ égal à 10 m/s

Comme tout processus aléatoire muni d'une distribution gaussienne, la connaissance de ses paramètres tels que sa moyenne et sa variance relève d'une très grande importance dans l'ensemble de son étude statistique.

L'étude entamée dans ce rapport sur le spectre Doppler du radar météorologique est basée fortement sur les valeurs assignées à la largeur spectrale σ . Les simulations effectuées montrent bien l'influence très notable des valeurs de σ sur les signaux générés, et particulièrement sur la largeur de son spectre. Grandes valeurs pour σ induisent un spectre très large, tandis que de petites valeurs donnent des spectres à bande étroite. Cela est montré par les figures 5.9 et 5.10 :

($\sigma = 1 \text{ m/s}$) \Rightarrow largeur du spectre s'étend d'environ (12 à 18 m/s).

($\sigma = 10 \text{ m/s}$) \Rightarrow largeur du spectre s'étend d'environ (-10 à 30 m/s).

L'utilisation de larges spectres sert principalement pour la détection de cibles météorologiques de diverses natures, tandis que les spectres étroits sont restreints à la localisation de certains phénomènes visés. C'est le deuxième cas qui est généralement le plus adopté en aéronautique, permettant ainsi une prévision seulement des phénomènes qui peuvent être dangereux.

5.3. Etude des caractéristiques statistiques des signaux reçus et du spectre Doppler de puissance simulés

Avant de commencer la procédure de filtrage et d'estimation de la vitesse moyenne, on doit d'abord faire une étude statistique sur les signaux qu'on a développés sous Matlab.

Comme mentionnée précédemment, les échantillons des signaux reçus avec un radar Doppler pulsé WSR-88D de simple polarisation, illustrent les échos de précipitations de pluie accompagnées de rafales de vents.

Les données générées par la méthode développée dans la partie précédente répondent à toutes ces caractéristiques. On considère une cellule de distance caractérisée par une vitesse moyenne d'une microrafale de vent $v_r = 12.5 \text{ m/sec}$. La figure ci-dessous représente les signaux radar I et Q et le spectre Doppler de puissance correspondant à cette cellule, tels que $SNR = 10$ et la longueur du signal considéré est $N = 128$ échantillons.

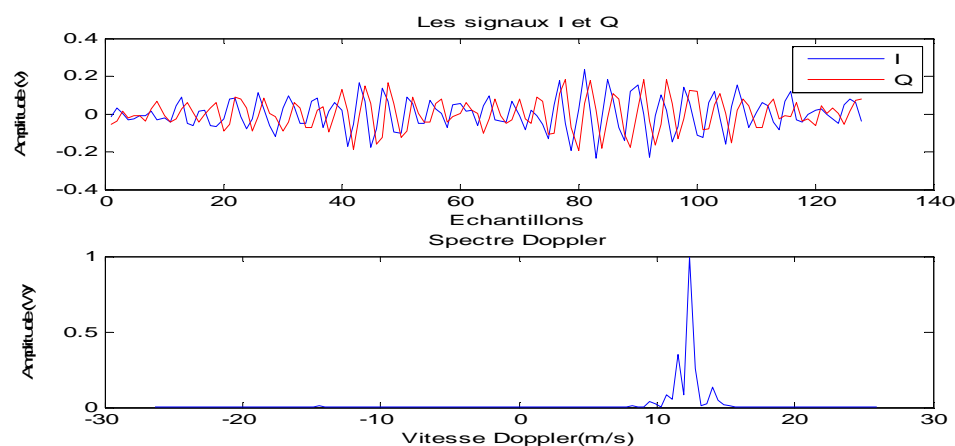


Figure 5.11 : Les séries temporelles I et Q et le spectre Doppler correspondant

Les fonctions de densité de probabilité des composantes I et Q du signal reçu, sont représentées comme suit [1] :

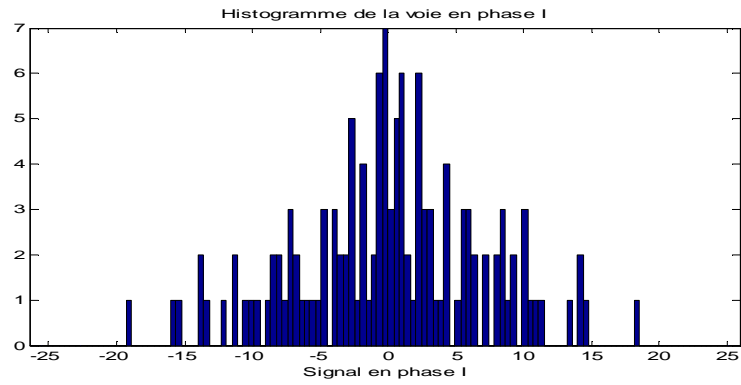


Figure 5.12 : Histogramme du signal en phase I

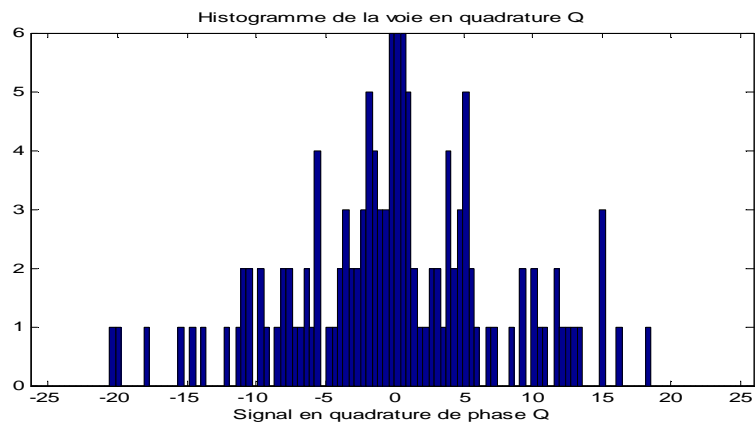


Figure 5.13 : Histogramme du signal déphasé en quadrature Q

La figure 5.12 montre l'histogramme du signal I , tandis que la figure 5.13 montre l'histogramme du signal Q . Les deux histogrammes sont semblables et obéissent à une distribution gaussienne de moyenne nulle conformément à la théorie développée en équation 2.14 du paragraphe 2.3.

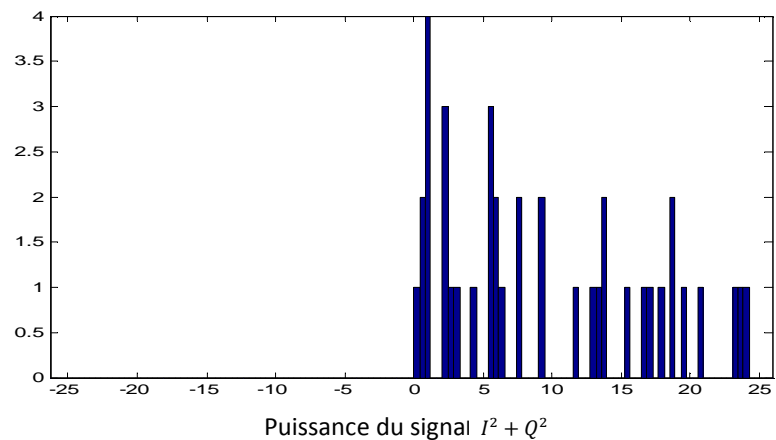


Figure 5.14 : Fonction de densité spectrale de puissance

L'histogramme de $I^2 + Q^2$ décroît de façon linéaire ce qui indique que $I^2 + Q^2$ est exponentiellement distribuée.

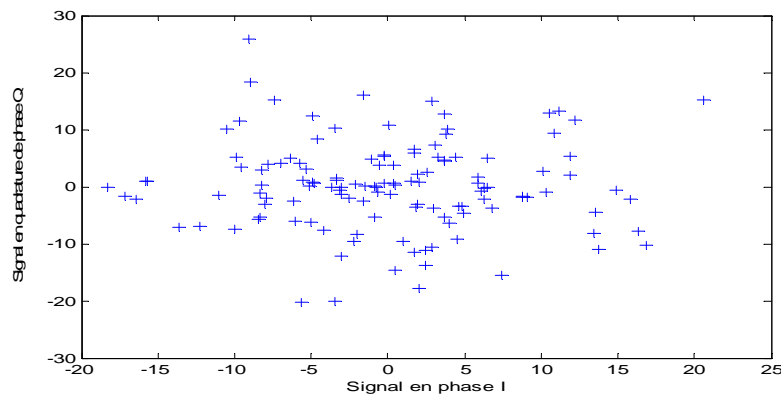


Figure 5.15 : Diagramme de dispersion des composantes I et Q

La figure suivante représente le diagramme de dispersion (scattergram) de la voie Q en fonction de la voie I , $Q = f(I)$. On remarque que la dispersion ne favorise aucune direction (I ou Q) par rapport à l'origine $(0,0)$. Ce qui indique que I et Q sont deux composantes indépendantes conformément à la théorie développée en équation 2.13 du paragraphe 2.3.

5.4. Débruitage (Réduction de bruit blanc gaussien par la méthode des ondelettes)

5.4.1. Position du problème

En traitement de l'information, les données observées sont très souvent composées d'une information utile entachée par une perturbation. Cette perturbation peut être interne au système physique de traitement de l'information ou externe, due aux interactions entre le signal et les éléments de son milieu de propagation.

Dans ce qui suit, notre propos s'orientera vers le filtrage ou débruitage; le challenge est de restituer le signal utile lorsque seulement une version bruitée est disponible. En effet, le signal observé est analysé par ondelettes, échelle par échelle, à la manière d'un microscope ou zoom numérique. Ce signal est alors ausculté à différentes résolutions, et les coefficients (de la transformée en ondelettes), qui en résultent, encodent l'information située dans le champ d'action de l'ondelettes. Ces coefficients peuvent être suffisants pour « lire » l'information

pertinente ou doivent être transformés. Certains d'entre eux peuvent être déplacés, réarrangés ou même annulés de façon que la transformée inverse (ou synthèse) ne garde qu'une zone d'intérêt. De plus, rappelons que l'analyse multirésolution consiste à décomposer un signal sur plusieurs niveaux ce qui implique que le signal analysé, par exemple au niveau 3, se décompose en l'approximation de niveau 3 et les trois détails de niveaux 1, 2 et 3.

L'analyse multirésolution a la capacité de compacter l'énergie de signaux (utiles) tandis que la contribution du bruit demeure inchangée d'où une estimation non-paramétrique performante par simple seuillage des coefficients du signal observé dans une base d'ondelettes. En plus de cette propriété de représentation parcimonieuse, les bases d'ondelettes possèdent une propriété de "décorrélation" (séparation du bruit et du signal utile).

5.4.2 Génération des signaux bruités et du spectre Doppler de puissance

L'organigramme ci-dessous représente les étapes de génération des signaux bruités et du spectre Doppler de puissance correspondant, simulés à un faible SNR (tels que dans le premier cas on a pris SNR égal à 3 dB, le deuxième cas 1 dB et le troisième cas 5 dB), prises sur un volume de résolution de dix cellules de distance à vitesses radiales moyennes :

$$v_r = [12,5 \quad 15,3 \quad 12,4 \quad 10,9 \quad 9,2 \quad 15 \quad 17,2 \quad 10,2 \quad 18,2 \quad 12,2]$$

illustrent les échos de précipitations de pluie accompagnées de rafales de vents détectés par un radar Doppler pulsé WSR-88D de simple polarisation.

1. Organigramme de génération des signaux bruités et du spectre Doppler du puissance correspondant

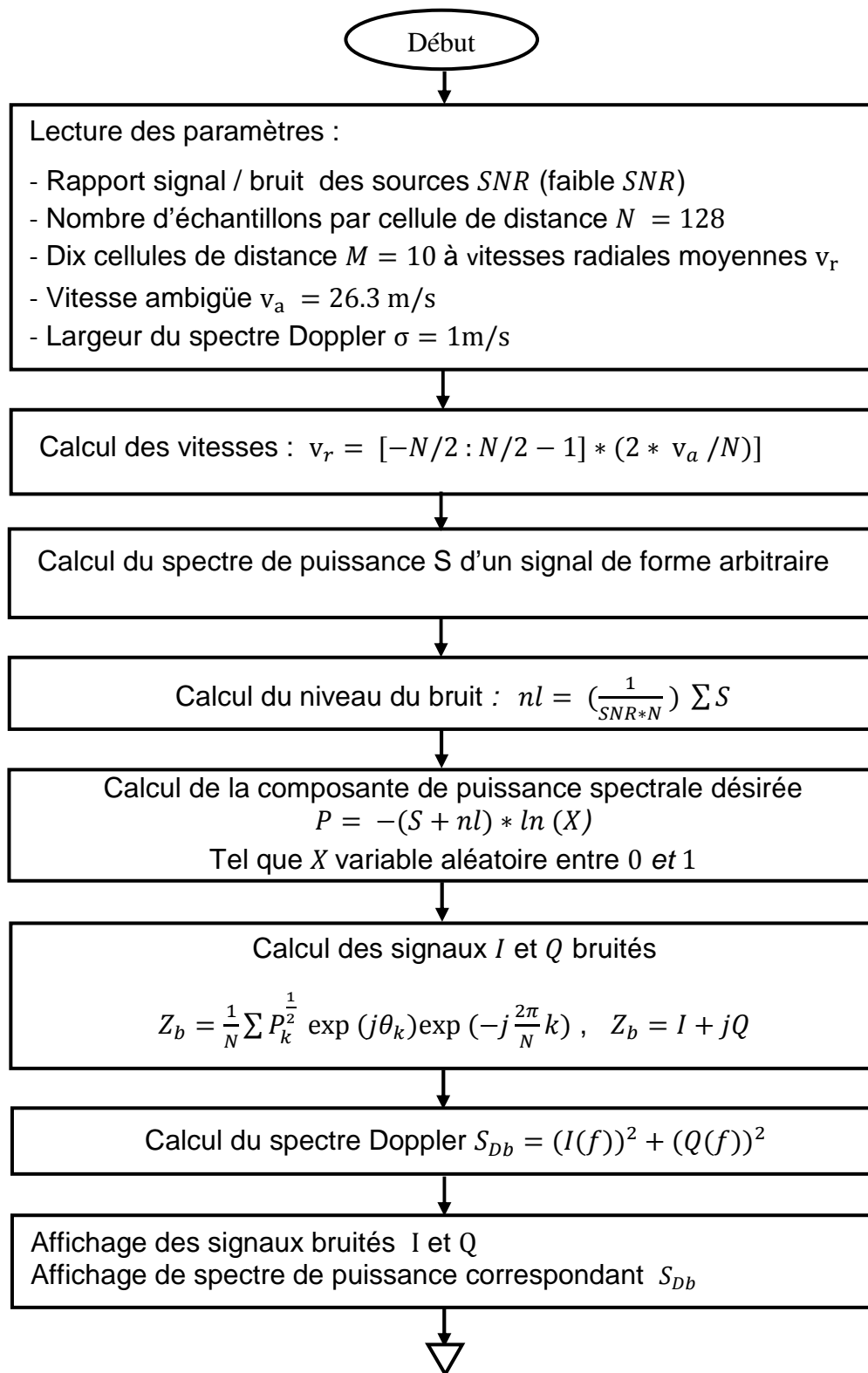


Figure 5.16 : Organigramme de génération des signaux radar bruités et du spectre Doppler de puissance

5.4.3. Le premier cas : génération des signaux I et Q à un SNR égal à 3 dB

Dans ce qui suit, on représente le filtrage des données de quelques cellules de distance.

1. Représentation des données de la première cellule de distance

1.1. Représentation des signaux et du spectre Doppler bruités

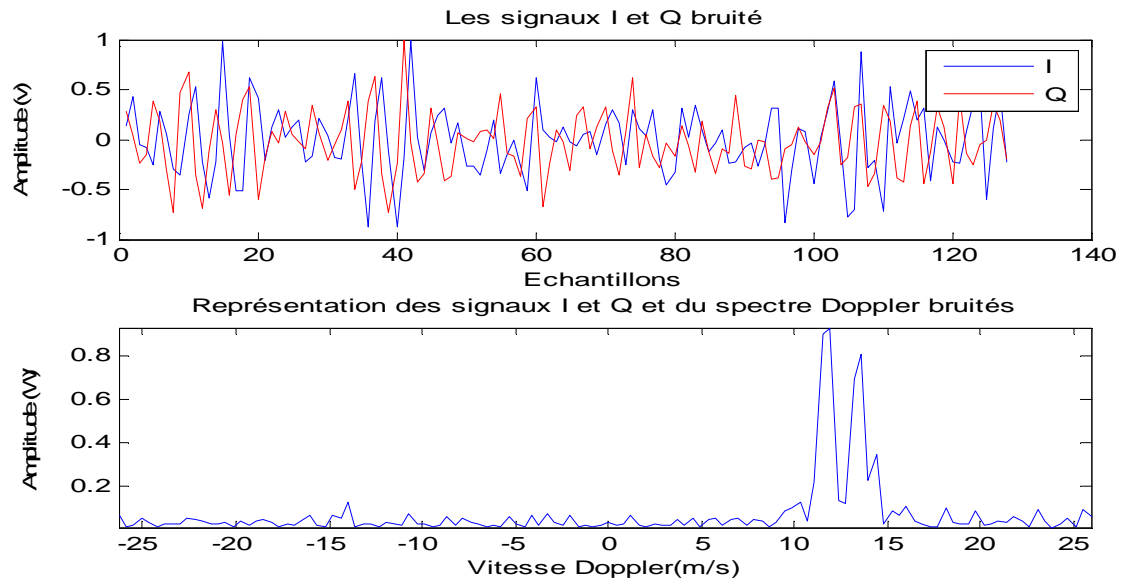


Figure 5.17 : Représentation des signaux bruités et du spectre Doppler de puissance de la première cellule de distance, simulé à $SNR = 3 \text{ dB}$

La figure 5.17 représente les signaux radar bruités I et Q et le spectre Doppler de puissance correspondant pour la première cellule de distance caractérisée par une vitesse moyenne d'une microrafale de vent de 12,5 m/s et nombre d'échantillons de 128, l'effet du bruit a provoqué un fort chevauchement des signaux I et Q , ainsi que leur développement très aléatoire et une perte d'information et de relation de phase entre ces deux composantes.

Le bruit influe également sur le spectre Doppler de puissance, où on remarque l'apparition des ondulations et la présence d'importants pics secondaires.

1.2. Débruitage par ondelettes (*Wavelet shrinkage*)

Cet algorithme de wavelet shrinkage est très simple, et quasiment aussi efficace que l'estimateur de minimax qui permet la meilleure estimation dans la pire situation. L'œil humain apprécie particulièrement les résultats des débruitages reposant sur le principe du wavelet shrinkage.

1.2.1. Organigramme de débruitage des signaux (dix cellules) par ondelettes (Seuillage dur et Seuillage doux)

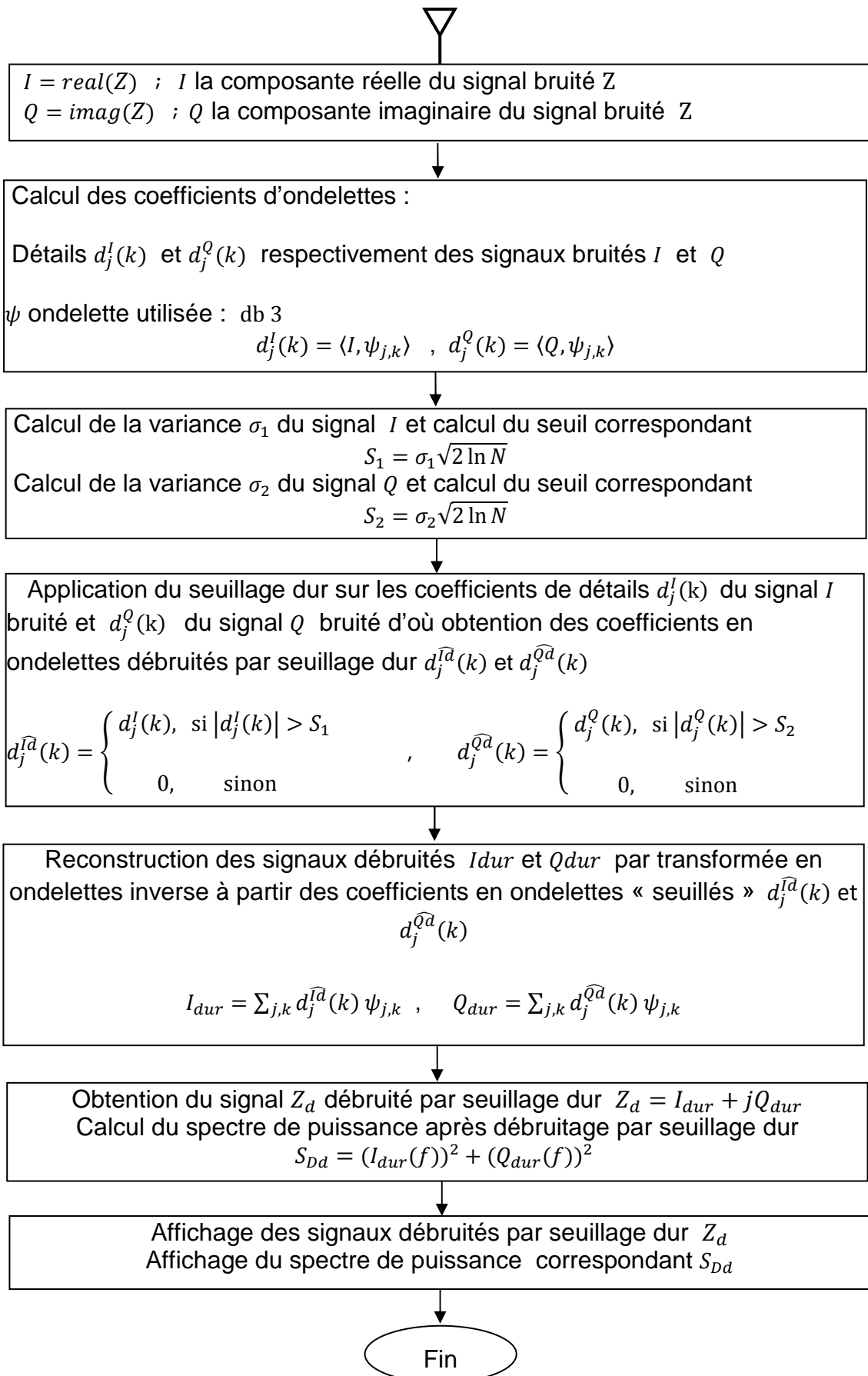


Figure 5.18 : Organigramme du débruitage des signaux I et Q par ondelettes utilisant le seuillage dur

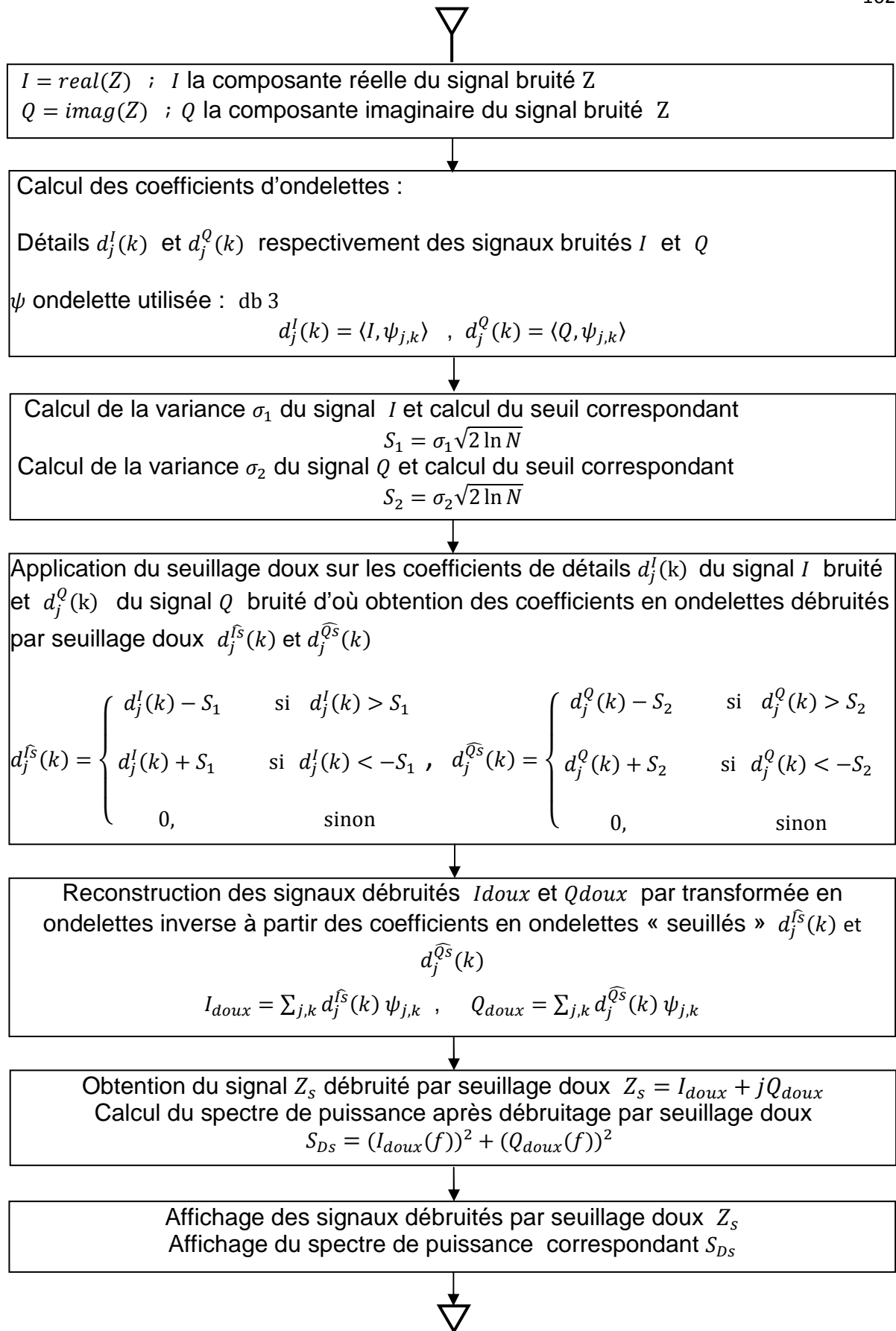


Figure 5.19 : Organigramme du débruitage des signaux I et Q par ondelettes utilisant le seuillage doux

1.2.2. Organigramme d'estimation des vitesses radiales après débruitage par

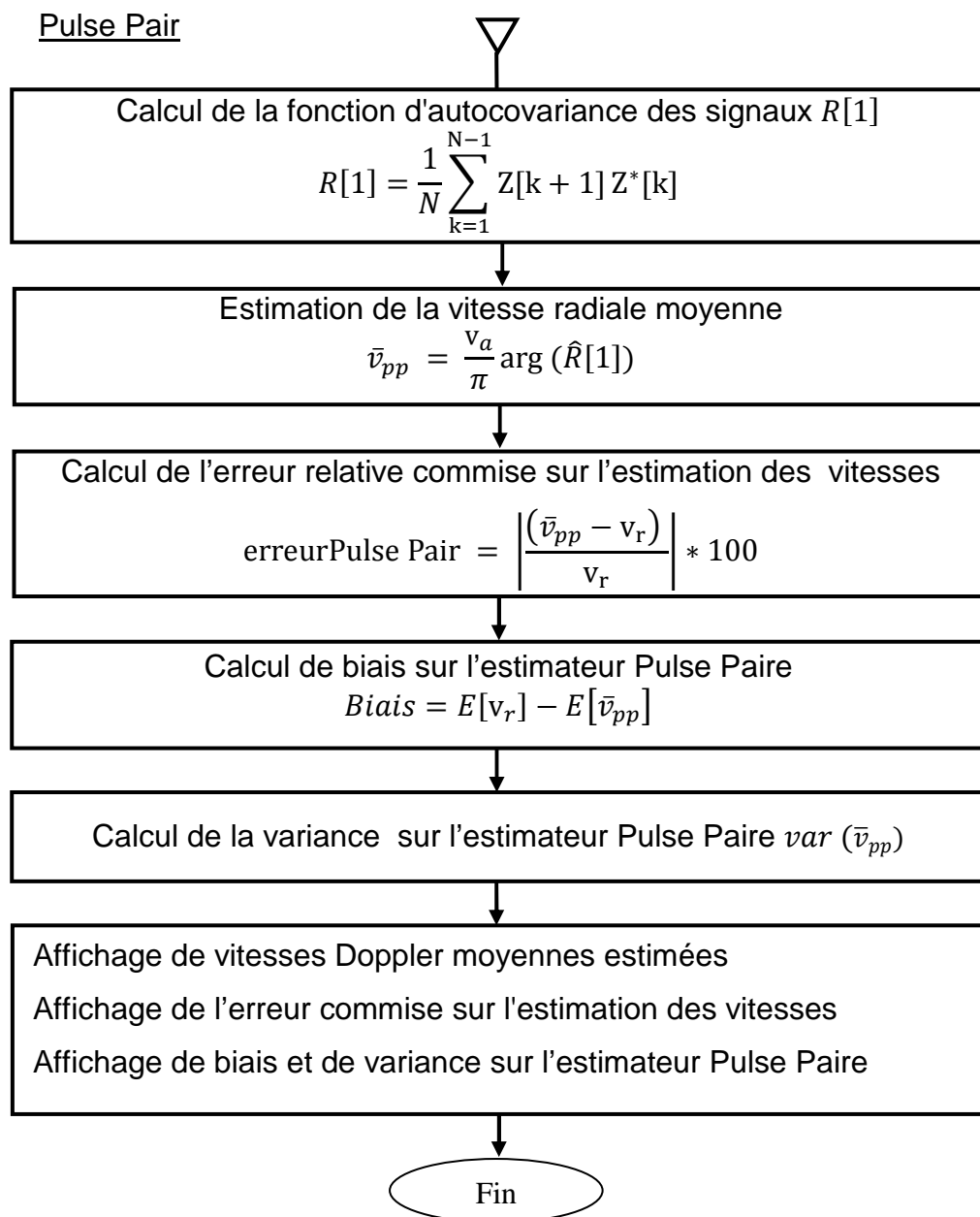


Figure 5.20 : Organigramme d'estimation des vitesses radiales par Pulse Pair des dix cellules après débruitage

Comme indiqué dans les organigrammes, pour débruiter les signaux (dix cellules de distance) radar et estimer les vraies valeurs des vitesses radiales, on a appliqué la méthode des ondelettes en commençant par calculer les coefficients d'ondelettes des signaux bruités pour chaque cellule de distance en utilisant l'ondelettes de Daubechies db3 pour chaque niveau (de niveau 1 au niveau 4), puis les seuillés par deux méthodes, seuillage dur et seuillage doux.

Le seuil est calculé en fonction de la variance σ estimée du bruit, ce qui rend cette méthode adaptative pour l'appliquer à tout signal bruité de chaque cellule de distance et quelques soit la valeur de SNR.

La raison d'avoir choisi l'ondelette orthogonale de Daubechies $db3$, $p = 3$ étant le nombre de moments nuls (et également l'ordre de l'ondelette de Daubechies), ainsi en augmentant p la régularité de l'ondelette augmente. L'intérêt de choisir cette ondelette orthonormée est que sa transformée (en ondelettes) du signal, basée sur l'algorithme rapide de Mallat va produire peu de coefficients significatifs et son support compact permet d'obtenir des représentations parcimonieuses (ou creuses).

Les signaux débruités que ce soit par seuillage dur ou par seuillage doux, seront reconstruits par transformation inverse des coefficients de la transformée en ondelettes obtenus après seuillage dur ou doux.

Le rapport SNR calculé au niveau du spectre après débruitage des signaux par seuillage dur ou par seuillage doux est obtenu sous Matlab par l'équation $SNR = \text{num2str}(\text{snr}(S_{D_débrouité}, S_{D_bruité}));$

1.3. Représentation des deux types de seuillage

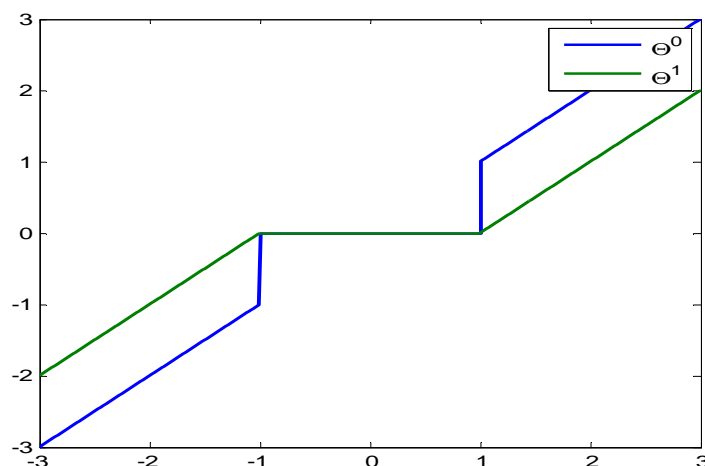


Figure 5.21 : Représentation du seuillage

La figure 5.21 représente la procédure de seuillage, elle est appliquée sur tout signal bruité pour chaque cellule de distance. Il est à remarquer que le seuillage dur crée des discontinuités en $k = \mp 1$. Theta 0 représente le seuillage dur et theta1 représente le seuillage doux.

Le code Matlab qu'on a utilisé pour représentation du seuillage dur et doux :

```
% Valeurs des seuils
T = 1 ;
v = -linspace(-3,3,2000) ;
% Seuillage dur
v_dur = v.*(abs(v)>T) ;
% Seuillage doux
v_doux = max(1-T./abs(v), 0).*v ;
% Représentation graphique
hold('on') ;
plot(v, v_dur) ;
plot(v, v_doux, 'r--') ;
axis('equal') ; axis('tight') ;
legend('Seuillage dur', 'Seuillage doux') ;
hold('off') ;
```

1.4. Représentation des coefficients d'ondelettes bruités avant et après seuillage dur et doux des signaux I et Q

Cette méthode consiste à calculer les coefficients du signal bruité sur une base orthonormée d'ondelettes, et à remplacer chaque coefficient par son équivalent « seuillé ». De façon opérationnelle, les coefficients d'ondelettes de faible amplitude sont remplacés par 0 et les coefficients de forte amplitude sont « rétrécis ». Les coefficients de la transformée en ondelettes obtenus après seuillage serviront à reconstruire, par transformation inverse, les signaux débruités.

Le seuil S est fixé en fonction de la variance σ estimée du bruit pour chaque cellule de distance, il est donné par la formule de Donoho et Johnstone de l'équation 4.18

$$\hat{\sigma}_1 = 1,4826 \times \text{Med}|d_1^I(k)| \quad \text{pour le signal } I$$

$$\text{et } \hat{\sigma}_2 = 1,4826 \times \text{Med}|d_1^Q(k)| \quad \text{pour le signal } Q$$

où $Med|d_1^I(k)|$ et $Med|d_1^Q(k)|$ désignent les valeurs médianes des coefficients d'ondelettes des signaux I et Q , pour $j=1$, rangés par ordre croissant $\{|d_1^I(k)|, 0 \leq k \leq N/2\}$ et $\{|d_1^Q(k)|, 0 \leq k \leq N/2\}$

Puis on calcule le seuil à partir de la variance σ estimée

$$S_1 = \sigma_1 \sqrt{2 \ln N} \quad \text{et} \quad S_2 = \sigma_2 \sqrt{2 \ln N}$$

où N est la taille du signal mesuré, est égal à 128 échantillons.

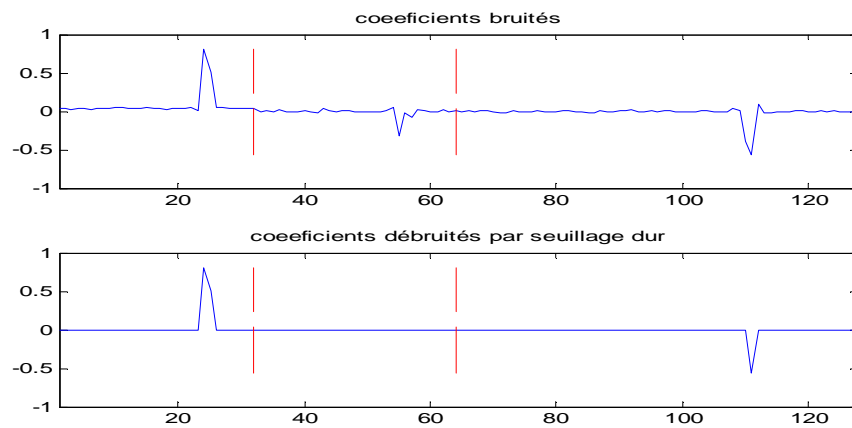


Figure 5.22 : Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur,

signal I

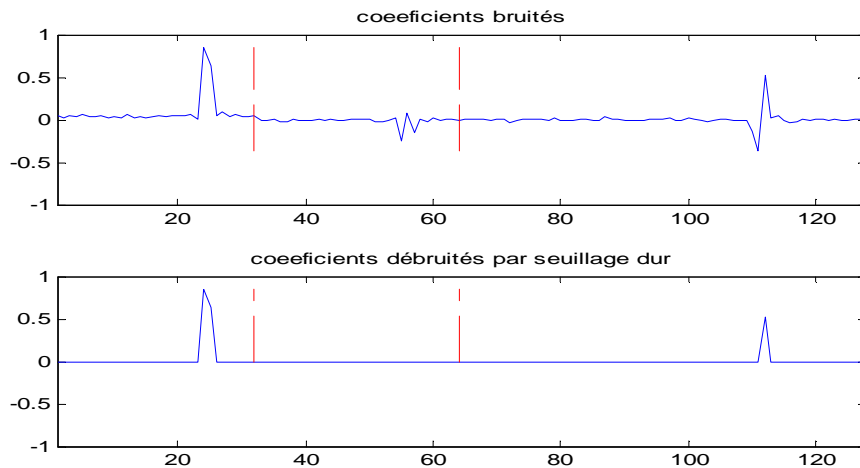


Figure 5.23 : Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur,

signal Q

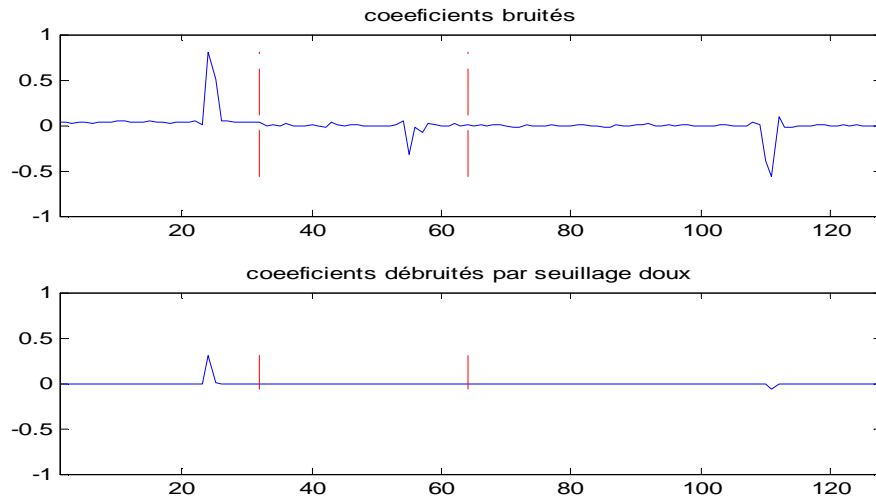


Figure 5.24 : Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage doux,
signal I

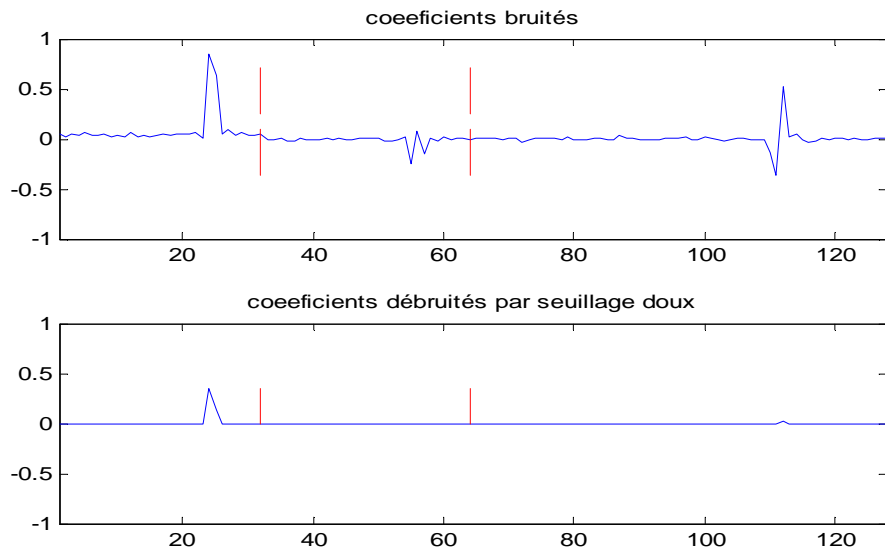


Figure 5.25 : Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage doux,
signal Q

Les figures ci-dessus représentent les coefficients de détails d'ondelettes (Daubechies d'ordre 3 ou $db3$) pour chaque niveau (du niveau 1 au niveau 4), des signaux bruités, avant et après seuillage, dans les figure 5.22 et 5.23 on a opté pour un seuillage dur tandis que dans les figures 5.24 et 5.25 on a appliqué le seuillage doux, puis remplacer chaque coefficient par son équivalent « seuillé ».

On remarque que le signal utile peut être décrit par un faible nombre de coefficients d'ondelettes d'amplitudes élevées, alors que le bruit a tendance à se répartir sur tous les coefficients.

On remarque aussi que l'amplitude des coefficients débruité par seuillage dur est plus élevée que celle du seuillage doux, cela revient que dans le seuillage doux on fait soustraire le seuil calculé des coefficients gardés (non éliminés).

1.5. Reconstruction des signaux après débruitage par seuillage dur et doux

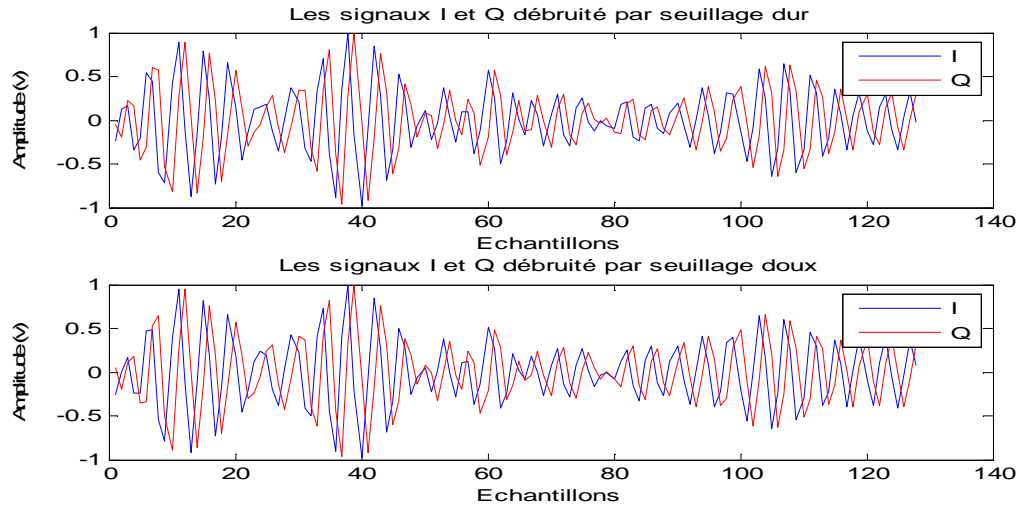


Figure 5.26 : Les signaux I et Q après débruitage par seuillage dur et doux

La figure 5.26 représente les signaux I et Q après débruitage par ondelettes. On remarque que les signaux I et Q en présence de bruit se chevauchaient et n'étaient pas en quadrature de phase, puis après le débruitage par ondelettes utilisant, que ce soit le seuillage dur ou doux, sont devenus en quadrature de phase.

Les signaux I et Q débruités sont reconstruits à partir des coefficients originaux de l'approximation de niveau 4 (inchangés) et des coefficients de détails modifiés de niveaux 1 à 4 par seuillage.

1.6. Calcul du spectre Doppler après débruitage des signaux par seuillage dur

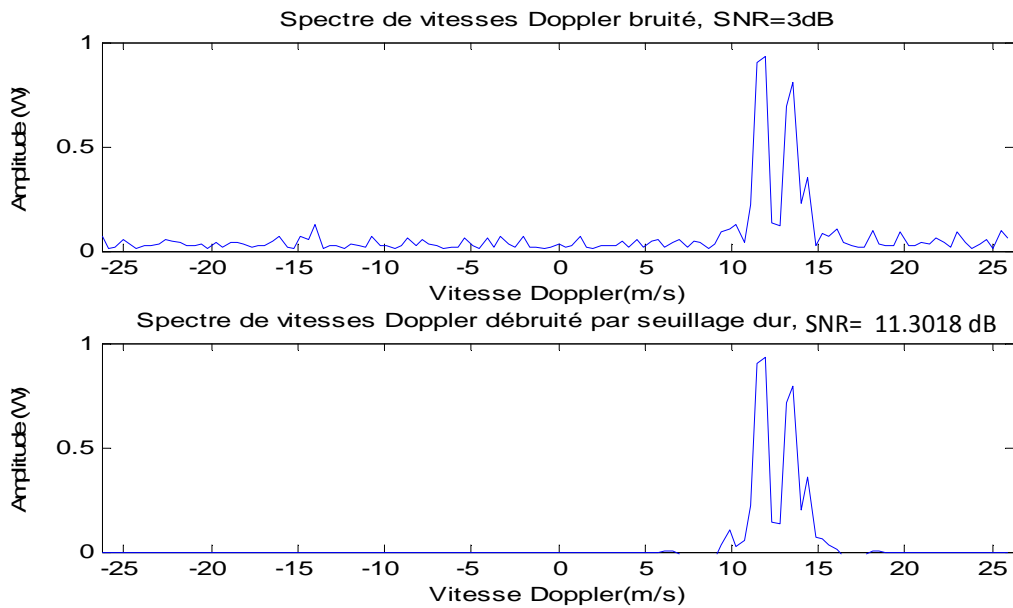


Figure 5.27 : Comparaison du spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage dur

La figure 5.27 montre le spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage dur. Le nouveau rapport signal à bruit obtenu après le débruitage est de l'ordre de 11,3 dB, ce qui est fort encourageant.

1.7. Calcul du spectre Doppler après débruitage des signaux par seuillage doux

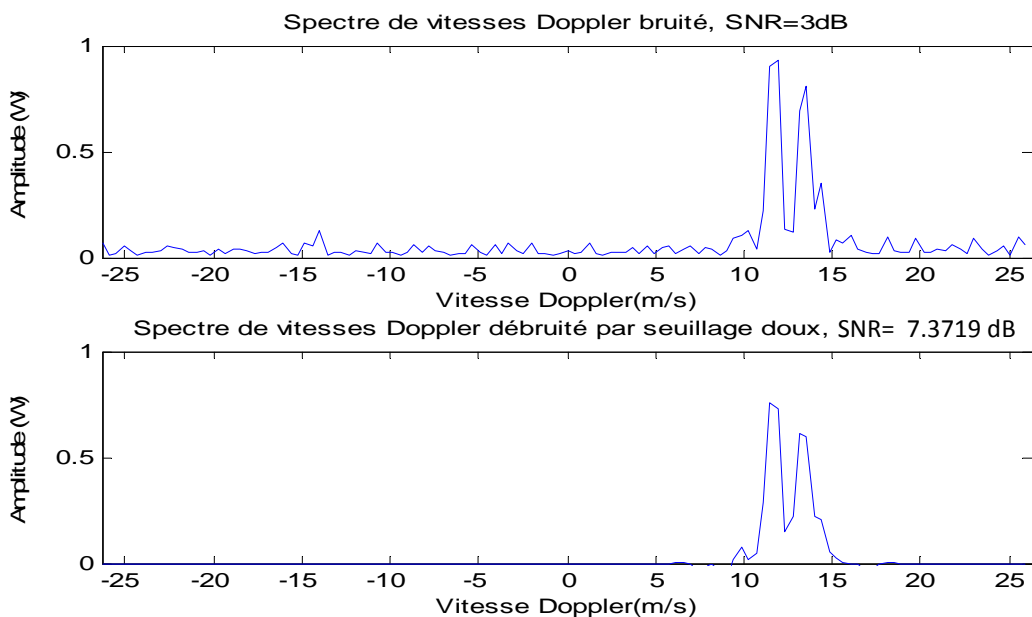


Figure 5.28 : Comparaison du spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage doux

La figure 5.28 montre le spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage doux. Le nouveau rapport signal à bruit obtenu est de l'ordre de 7.37 dB , et moins débruité que dans le cas du seuillage dur.

On remarque aussi que le seuillage doux lisse le spectre et il y'a un risque de perte d'informations puisque il peut assimiler une fréquence ou une vitesse existante à une fluctuation statistique.

1.8. Comparaison des deux types de débruitage par seuillage

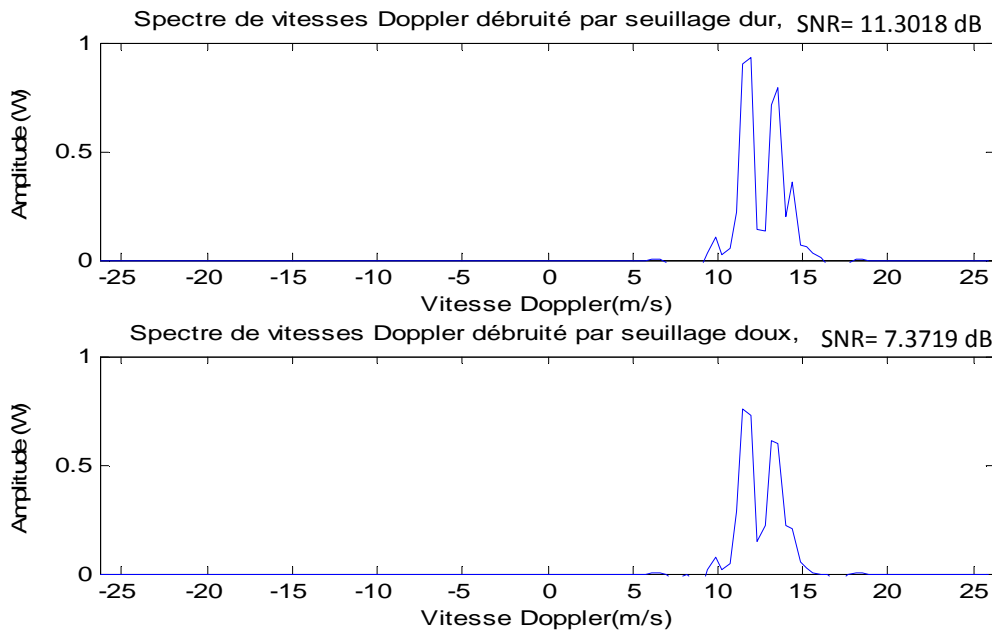


Figure 5.29 : Comparaison du spectre de puissance calculé après débruitage des signaux par seuillage dur et doux

La figure 5.29 compare, en termes de SNR, les spectres après débruitage des signaux par seuillage dur (nouveau SNR $\sim 11,3 \text{ dB}$) et par seuillage doux (nouveau SNR $\sim 7,37 \text{ dB}$).

Pour le spectre Doppler la réduction de bruit dans les signaux par seuillage dur semble plus performante en termes de rapport signal à bruit. Toutefois, des améliorations sont possibles tant sur la manière de « seuiller » (choix de l'ondelettes, choix du seuillage) que sur la valeur du seuil.

Donc on préfère le seuillage dur car non seulement il préserve les informations utiles (toutes les vitesses existantes), il donne le meilleur rapport signal à bruit.

2. Estimation de la vitesse radiale moyenne par l'algorithme Pulse Pair des dix cellules de distance

2.1. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair avant débruitage des signaux

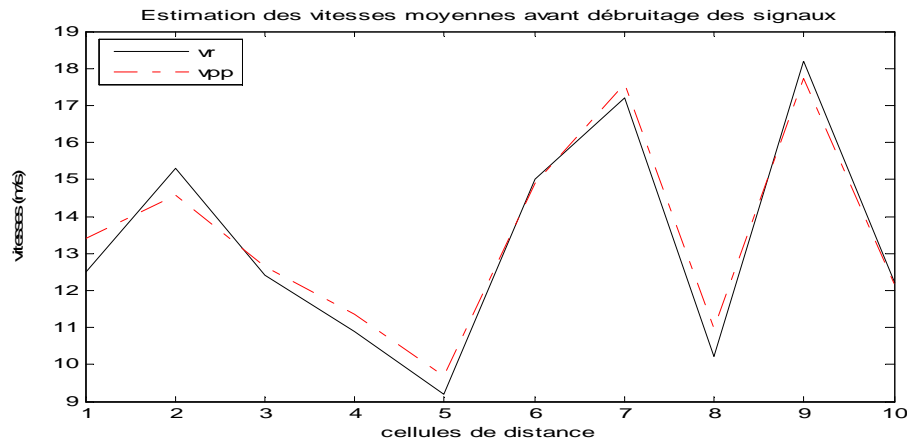


Figure 5.30 : La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode Pulse Pair avant débruitage des signaux par ondelettes

D'après la figure 5.30, on remarque que l'application de l'algorithme Pulse Pair avant débruitage des données engendre des vitesses radiales moyennes biaisées, et l'algorithme n'a pas convergé pour toutes les portes en distances avec une grande erreur relative qui atteint 9,7% à la huitième porte en distance comme l'illustre la figure 5.31.

2.2. Calcul des erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair avant débruitage des signaux

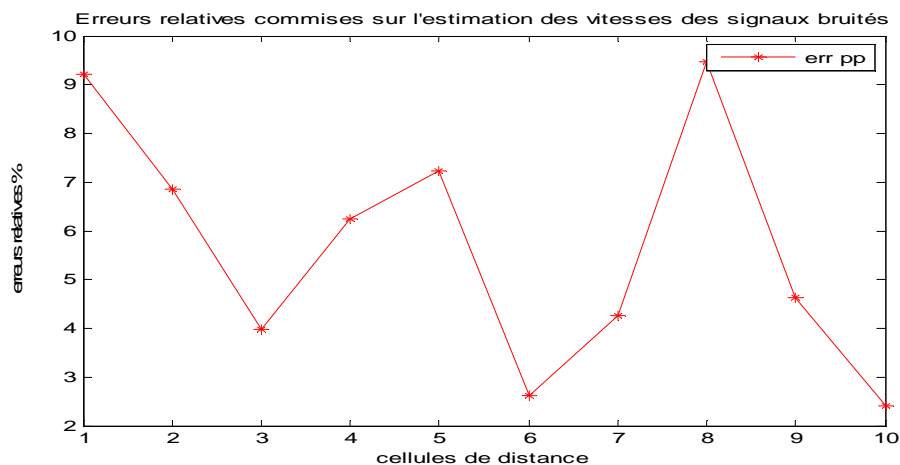


Figure 5.31 : Erreurs relatives commise sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance par Pulse Pair avant filtrage des signaux

2.3. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur

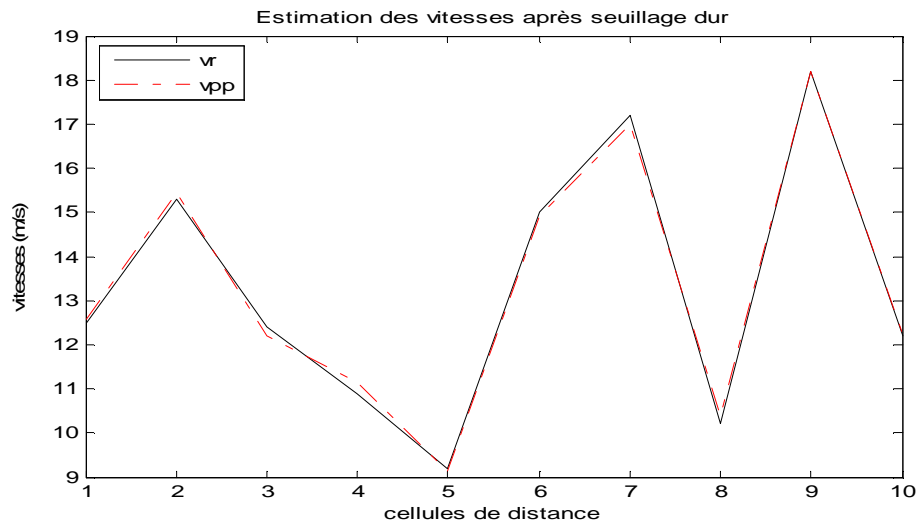


Figure 5.32: La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair

- Calcul de biais

Soit v_{pp} , l'estimateur de la vitesse radiale, nous allons calculer le biais sur cet estimateur

$$B = E[v_r] - E[v_{pp}] \quad (5.1)$$

où E Désigne l'opérateur espérance mathématique ou moyenne

v_r Le vecteur de vitesses radiales supposé

v_{pp} Le vecteur de vitesses radiales estimé

On trouve que $B = 0,01$

On peut donc admettre que l'algorithme ondelettes – Pulse Pair est sans biais, donc l'application de l'algorithme Pulse Paire après débruitage des signaux par seuillage dur, a permet d'estimer toutes les vitesses radiales sur les dix cellules de distance, voir figure 5.32.

- Calcul de la variance

Nous allons calculer la variance de cet estimateur pour différentes réalisations de 100 à 1000 pour une cellule de distance caractérisée par la vitesse radiale Doppler de 12,5 m/s :

Pour 100 réalisations : $Var(v_{pp}) = 0,03$

Pour 1000 réalisations: $Var(v_{pp}) = 0,01$

On remarque que la variance tend vers 0, ce qui confirme de façon certaine que l'estimateur Ondelettes - Pulse Pair est consistant ou efficient.

2.4. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur

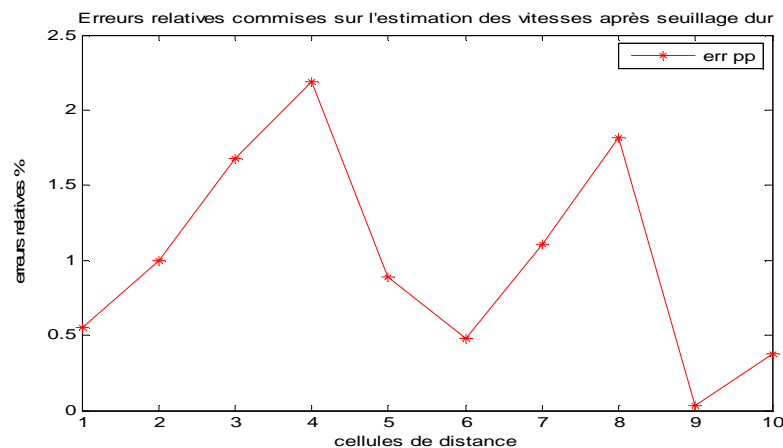


Figure 5.33 : Erreur relative sur les vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair

La figure 5.33 représente les faibles erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par la méthode Ondelettes– Pulse Pair (2.2 % à la quatrième cellule de distance), ce qui montre l'efficacité de la méthode des ondelettes (seuillage dur) dans le débruitage, elle a bien débruité les signaux. Donc, cette méthode peut être utilisée dans le domaine de la météorologie aéronautique sans aucun doute.

2.5. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage doux

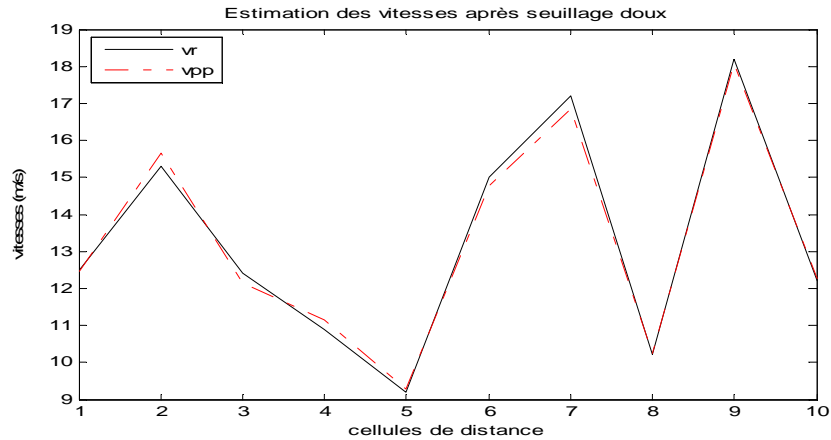


Figure 5.34: La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair

L'application de l'algorithme Pulse Paire après débruitage des signaux par seuillage doux, a permet d'estimer toutes les vitesses radiales sur les dix cellules de distance (figure 5.34) avec des faibles erreurs relatives, voir figure 5.71, mais l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage par seuillage dur reste toujours meilleure que l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage par seuillage doux.

2.6. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage doux

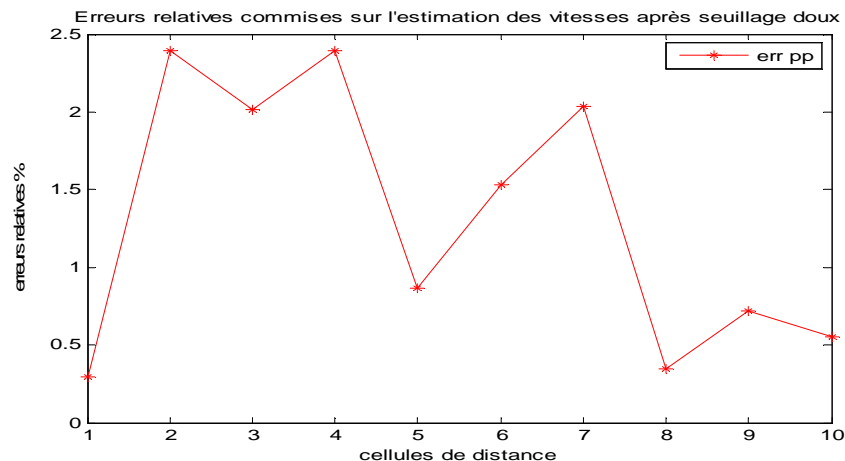


Figure 5.35 : Erreur relative commise sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair

- Calcul de biais

Soit v_{pp} , l'estimateur de la vitesse radiale, nous allons calculer le biais sur cet estimateur

$$B = E[v_r] - E[v_{pp}]$$

On trouve que $B = 0.08$

On constate que l'estimateur Pulse Pair appliqué après seuillage dur est moins biaisé que celui appliqué après seuillage doux.

- Calcul de la variance

Soit v_{pp} , l'estimateur de la vitesse radiale, nous allons calculer la variance de cet estimateur pour différentes réalisations de 100 à 1000 pour une cellule de distance caractérisée par la vitesse radiale Doppler de 12.5 m/s :

$$\text{Pour 100 réalisations : } \text{Var}(v_{pp}) = 0.09$$

$$\text{Pour 1000 réalisations: } \text{Var}(v_{pp}) = 0.05$$

On remarque que les valeurs de variance obtenus dans ce cas sont plus grandes que celles obtenues dans le cas d'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage par seuillage dur, donc l'estimateur Pulse Pair appliqué après débruitage par seuillage doux est moins consistant que celui appliqué après seuillage dur.

5.4.4. Le deuxième cas: génération des signaux I et Q à un SNR égal à 1 dB

Dans ce qui suit, on représente le filtrage des données de quelques cellules de distance.

1. Représentation des données de la deuxième cellule de distance

1.1. Représentation des signaux et du spectre Doppler bruités

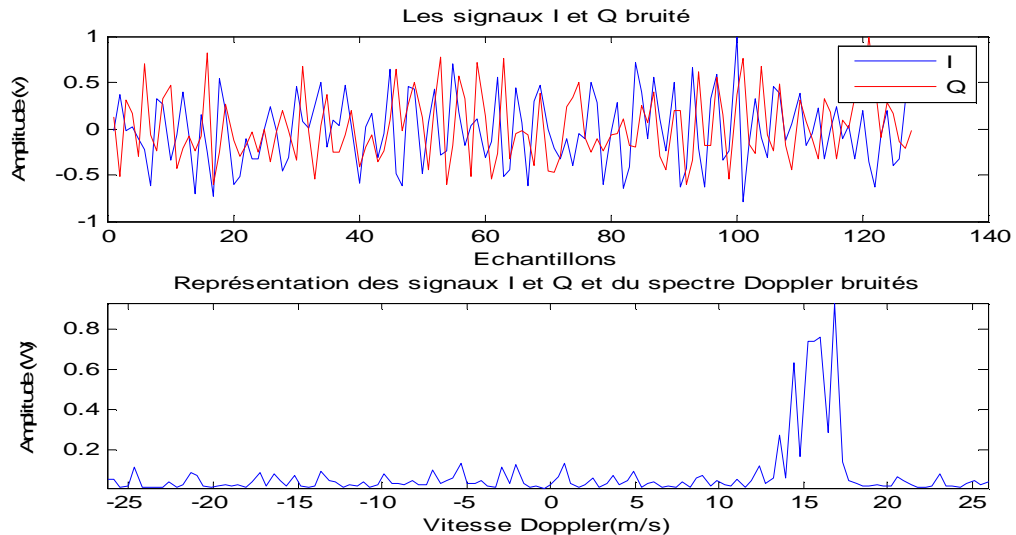


Figure 5.36 : Représentation des signaux bruités et du spectre Doppler de puissance pour la deuxième cellule de distance, simulé à $SNR = 1 \text{ dB}$

La figure 5.36 représente les signaux radar bruités I et Q et le spectre Doppler de puissance correspondant pour la deuxième cellule caractérisée par une vitesse moyenne d'une microrafale de vent de $15,3 \text{ m/s}$ et nombre d'échantillons de 128. L'effet du bruit a provoqué un fort chevauchement des signaux I et Q (plus chevauchés que dans le cas de $SNR = 3 \text{ dB}$), ainsi que leur développement très aléatoire et une perte d'information et de relation de phase entre ces deux composantes.

Le bruit influe également sur le spectre Doppler de puissance, où on remarque l'apparition des ondulations et la présence d'importants pics secondaires d'amplitudes plus élevées que celles obtenues dans le cas de $SNR = 3 \text{ dB}$.

1.2. Représentation des coefficients d'ondelettes bruités avant et après seuillage dur et doux des signaux I et Q

Les figures ci-dessous montrent que les coefficients sont bien débruités par les deux méthodes de seuillage, dans le cas de seuillage dur et dans le cas de seuillage doux.

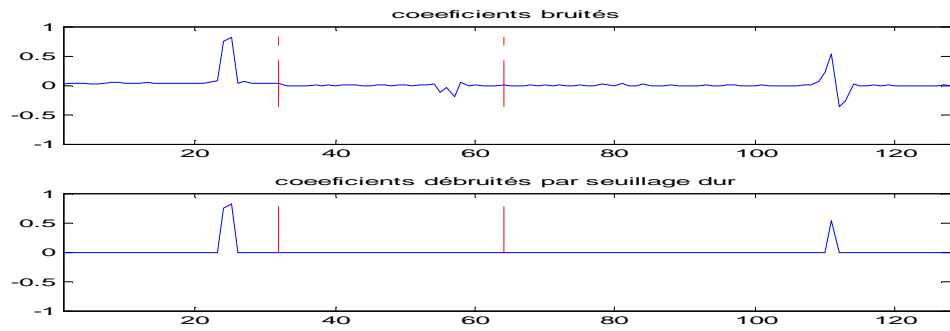


Figure 5.37 : Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur,
signal I

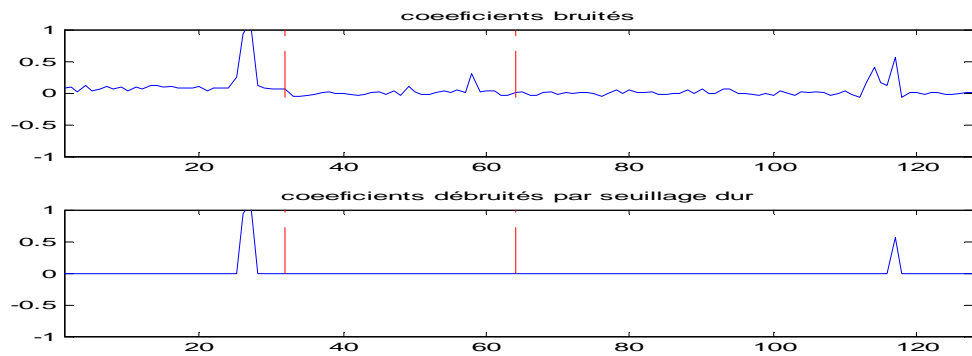


Figure 5.38 : Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur,
signal Q

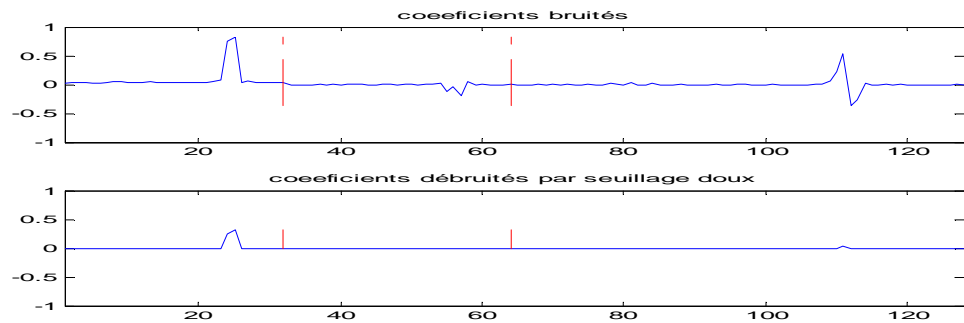


Figure 5.39 : Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage doux,
signal I

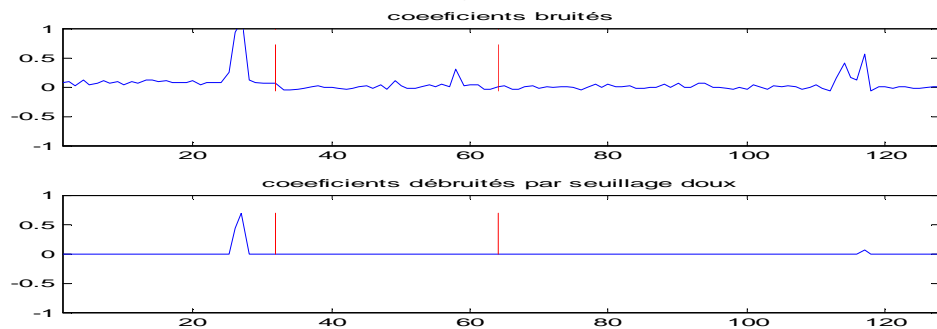


Figure 5.40 : Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage doux,
signal Q

1.3. Reconstruction des signaux après débruitage par seuillage dur et doux

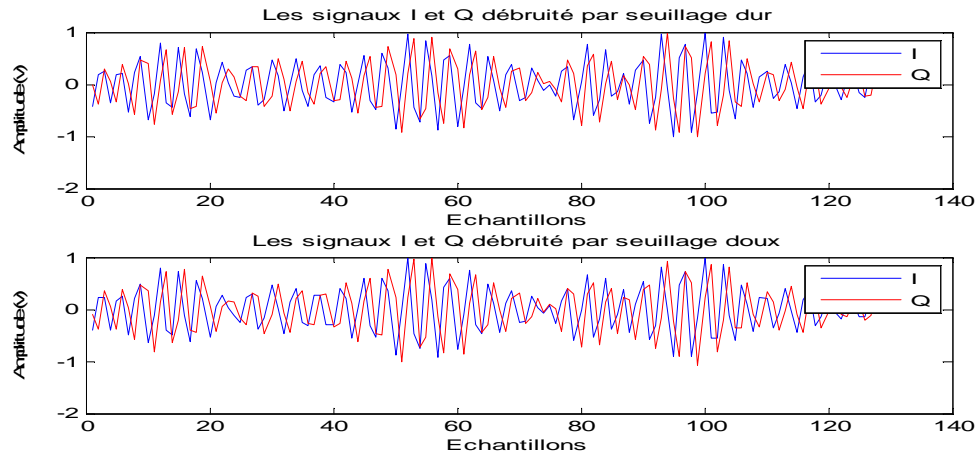


Figure 5.41 : Les signaux I et Q après débruitage par seuillage dur et doux

L'image ci-dessus montre que les signaux I et que Q sont bien débruités par les deux méthodes de seuillage, et sont devenus en quadrature de phase.

1.4. Calcul du spectre Doppler après débruitage des signaux par seuillage dur

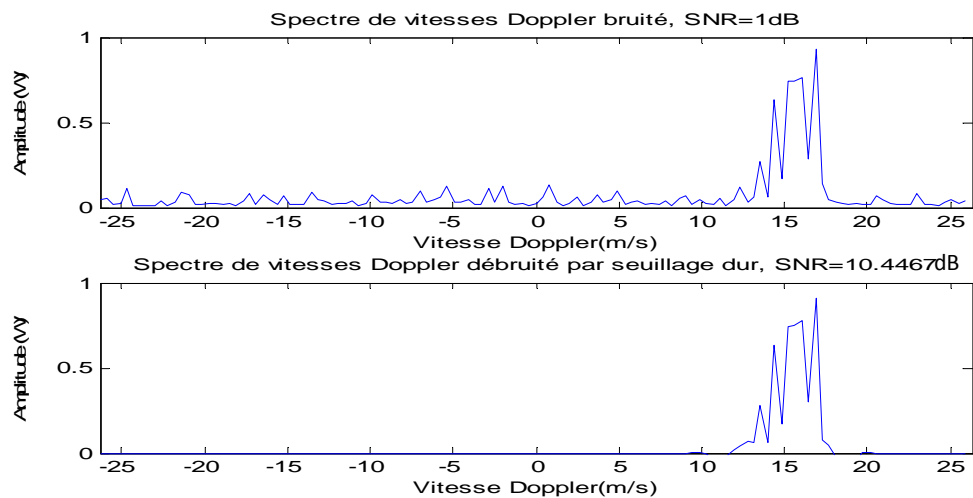


Figure 5.42 : Comparaison du spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage dur

La figure 5.42 montre le spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage dur. Le nouveau rapport signal à bruit obtenu après le débruitage est de l'ordre de 10,44 dB, ce qui est fort encourageant.

1.5. Calcul du spectre Doppler après débruitage des signaux par seuillage doux

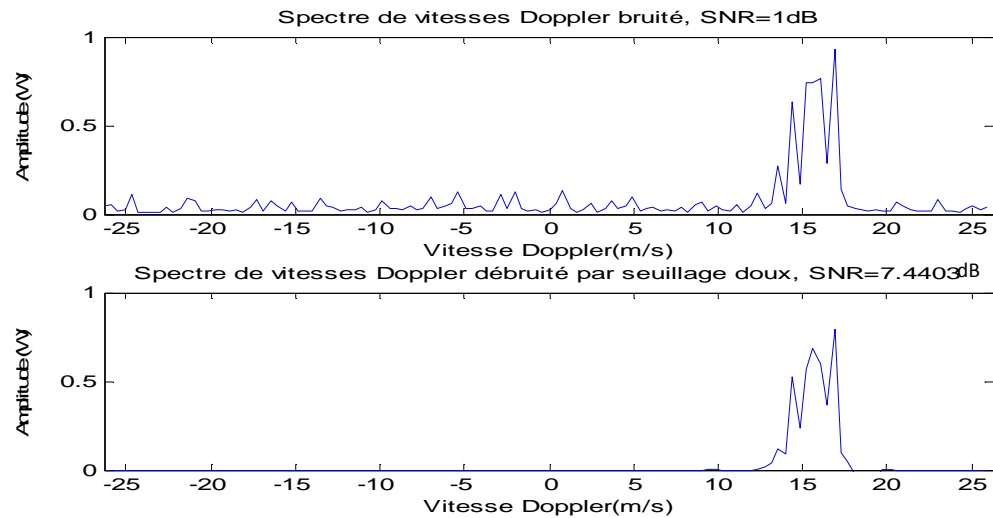


Figure 5.43: Comparaison du spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage doux

La figure 5.43 montre le spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage doux. Le nouveau rapport signal à bruit obtenu est de l'ordre de 7,44 dB, et moins débruité que dans le cas du seuillage dur.

1.6. Comparaison des deux types de débruitage par seuillage

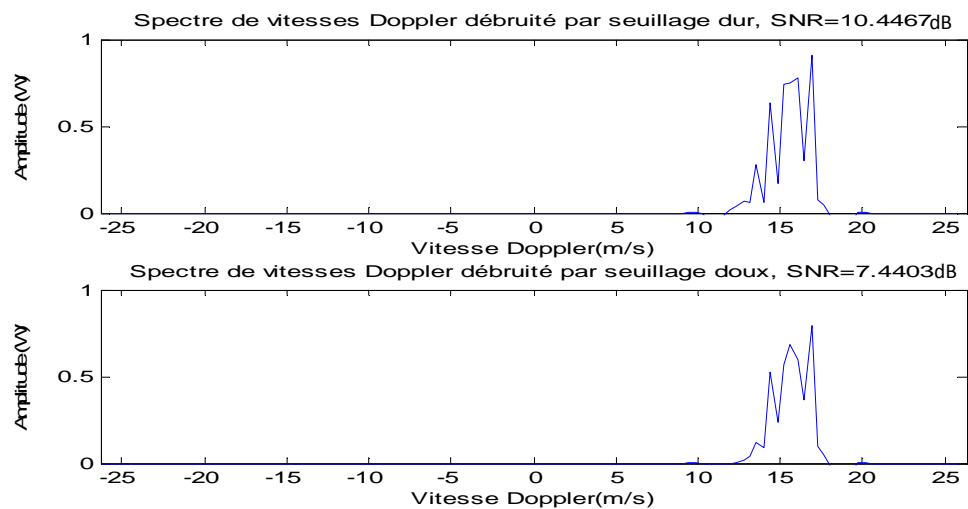


Figure 5.44 : Comparaison de spectre de puissance calculé après débruitage des signaux par seuillage dur et doux

La figure 5.44 compare, en termes de SNR, les spectres après débruitage des signaux par seuillage dur (nouveau SNR $\sim 10,44$ dB) et par seuillage doux

(nouveau SNR $\sim 7,44$ dB). Le seuillage dur donne toujours le meilleur rapport signal à bruit et il préserve les informations utiles (toutes les vitesses existantes).

2. Estimation de la vitesse radiale moyenne par l'algorithme Pulse Pair des dix cellules de distance

2.1. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair avant débruitage des signaux

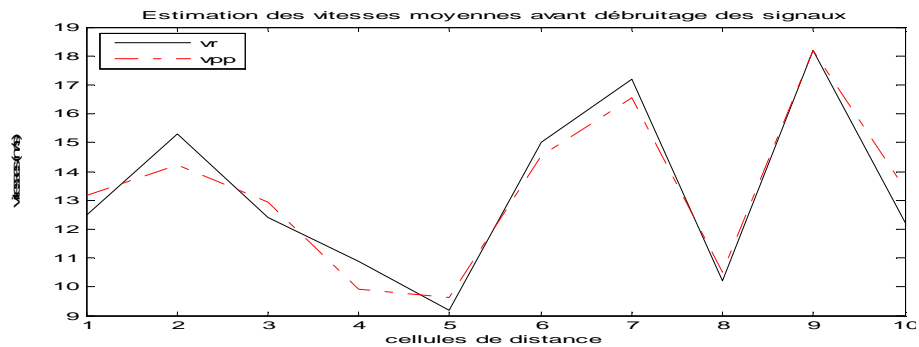


Figure 5.45 : La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode Pulse Pair avant débruitage des signaux par ondelettes

D'après la figure 5.45, on remarque que l'application de l'algorithme Pulse Pair avant débruitage des données engendre des vitesses radiales moyennes biaisées, et l'algorithme n'a pas convergé pour toutes les portes en distances avec une grande erreur relative qui dépasse 11% dans la dixième cellule de distance comme l'illustre la figure 5.46.

2.2. Calcul des erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair avant débruitage des signaux

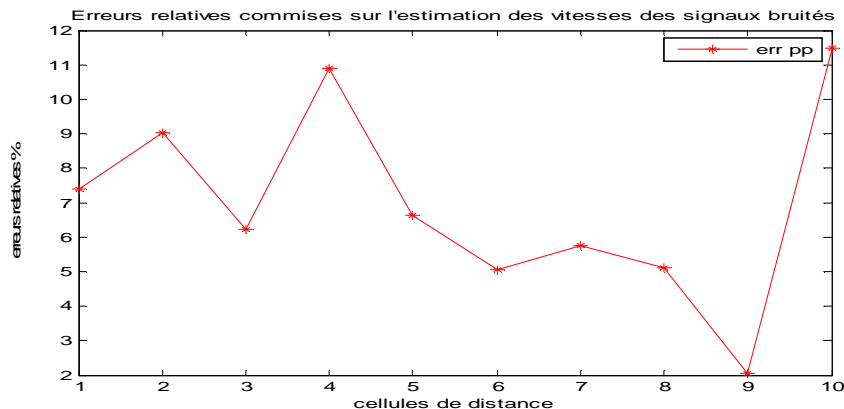


Figure 5.46 : Erreurs relatives sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance par Pulse Pair avant filtrage des signaux

2.3. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur



Figure 5.47 : La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair

- Calcul de biais

Soit v_{pp} , l'estimateur de la vitesse radiale, nous allons calculer le biais sur cet estimateur

$$B = E[v_r] - E[v_{pp}]$$

On trouve que $B = 0,03$

On peut donc admettre que l'algorithme ondelettes – Pulse Pair est sans biais, donc l'application de l'algorithme Pulse Paire après débruitage des signaux par seuillage dur, a permet d'estimer toutes les vitesses radiales sur les dix cellules de distance, voir figure 5.47.

- Calcul de la variance

Nous allons calculer la variance de cet estimateur pour différentes réalisations de 100 à 1000 pour une cellule de distance caractérisée par la vitesse radiale Doppler de 12,5 m/s :

Pour 100 réalisations : $\text{Var}(v_{pp}) = 0,04$

Pour 1000 réalisations: $\text{Var}(v_{pp}) = 0,01$

On remarque que la variance tend vers 0, ce qui confirme de façon certaine que l'estimateur Ondelettes - Pulse Pair (après seuillage dur) est consistant.

2.4. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur

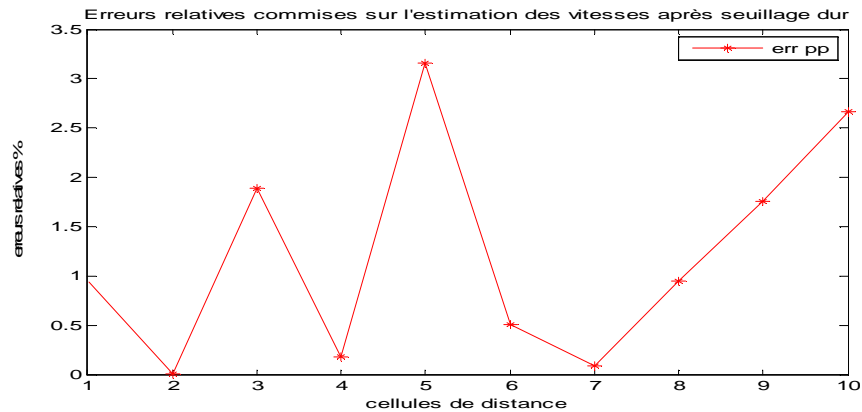


Figure 5.48 : Erreur relative sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair

La figure 5.48 représente les faibles erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par la méthode Ondelettes– Pulse Pair (ne dépasse pas 3,5 % à la cinquième cellule de distance), ce qui montre l'efficacité de la méthode des ondelettes dans le débruitage, elle a bien débruité les signaux. Donc, cette méthode peut être utilisée dans le domaine de la météorologie aéronautique sans aucun doute.

2.5. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage doux

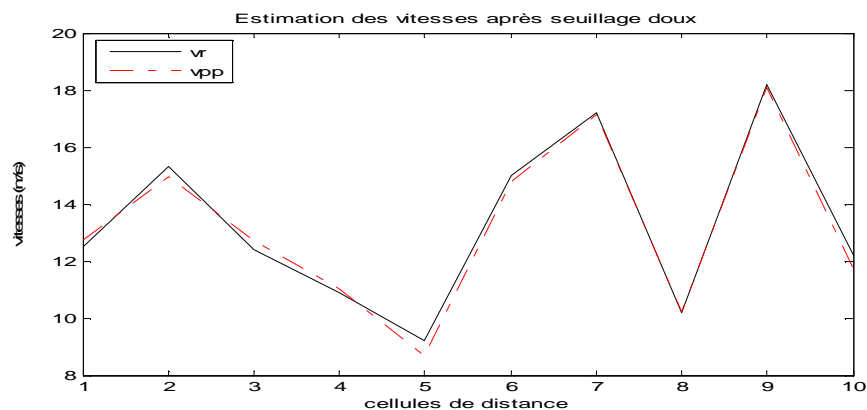


Figure 5.49 : La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair

L'application de l'algorithme Pulse Paire après débruitage des signaux par seuillage doux, a permis d'estimer toutes les vitesses radiales sur les dix cellules de distance (figure 5.49) avec des faibles erreurs relatives (sauf à la cinquième cellule de distance où elle a atteint 5,8 %), voir figure 5.50, mais l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage par seuillage dur reste toujours meilleure que l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage par seuillage doux.

2.6. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage doux

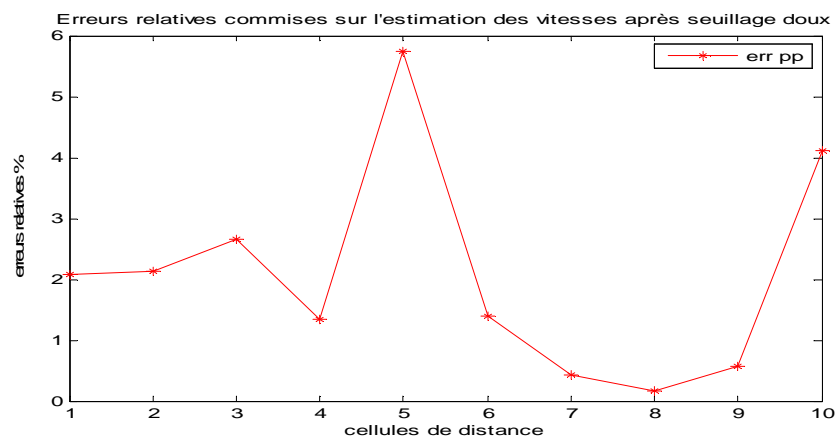


Figure 5.50 : Erreur relative sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair

- Calcul de biais

$$B = E[v_r] - E[v_{pp}]$$

On trouve que $B = 0,4$

On constate que l'estimateur Pulse Pair appliqué après seuillage dur est moins biaisé que celui appliqué après seuillage doux.

- Calcul de la variance

Soit v_{pp} , l'estimateur de la vitesse radiale, nous allons calculer la variance de cet estimateur pour différentes réalisations de 100 à 1000 pour une cellule de distance caractérisée par la vitesse radiale Doppler de 12,5 m/s :

Pour 100 réalisations : $\text{Var}(v_{pp}) = 0,6$

Pour 1000 réalisations: $\text{Var}(v_{pp}) = 0,3$

On remarque que la valeur de variance a atteint 0,6 pour 100 réalisation donc l'estimation du spectre par l'algorithme Pulse Pair utilisé après débruitage par seuillage doux moins consistant par rapport à l'estimateur Pulse Pair utilisé après débruitage par seuillage dur et cela revient à que les signaux ont été bien débruités dans le cas de seuillage dur par rapport au seuillage doux.

5.4.5. Le troisième cas: génération des signaux I et Q à un SNR égal à 5 dB

Dans ce qui suit, on représente le filtrage des données de quelques cellules de distance.

1. Représentation des données de la première cellule de distance

1.1. Représentation des signaux et du spectre Doppler bruités

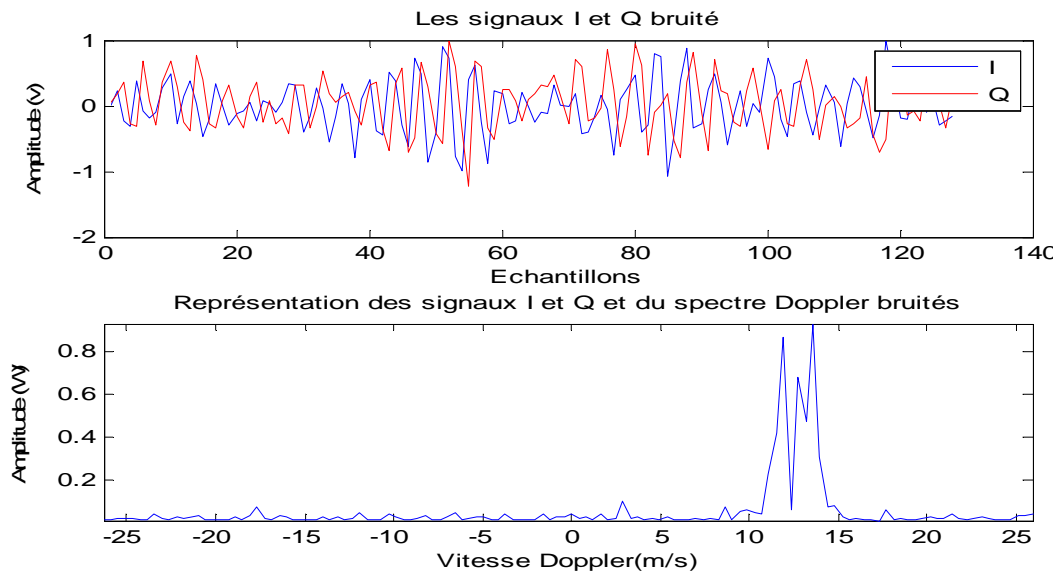


Figure 5.51 : Représentation des signaux bruités et du spectre Doppler de puissance de la première cellule de distance, simulé à $SNR = 5 \text{ dB}$

La figure 5.51 représente les signaux radar bruités I et Q et le spectre Doppler de puissance correspondant pour la première cellule caractérisée par une vitesse moyenne d'une microrafale de vent de 12,5 m/s et nombre d'échantillons de 128. L'effet du bruit a provoqué un fort chevauchement des signaux I et Q , (moins chevauchés que dans le cas de $SNR = 3 \text{ dB}$ et $SNR = 1 \text{ dB}$) ainsi que leur

développement très aléatoire et une perte d'information et de relation de phase entre ces deux composantes.

Le bruit influe également sur le spectre Doppler de puissance, où on remarque l'apparition des ondulations et la présence d'importants pics secondaires d'amplitudes moins élevées que celles obtenues dans le cas de $\text{SNR} = 3 \text{ dB}$ et $\text{SNR} = 1 \text{ dB}$.

1.2. Représentation des coefficients d'ondelettes bruités avant et après seuillage dur et doux des signaux I et Q

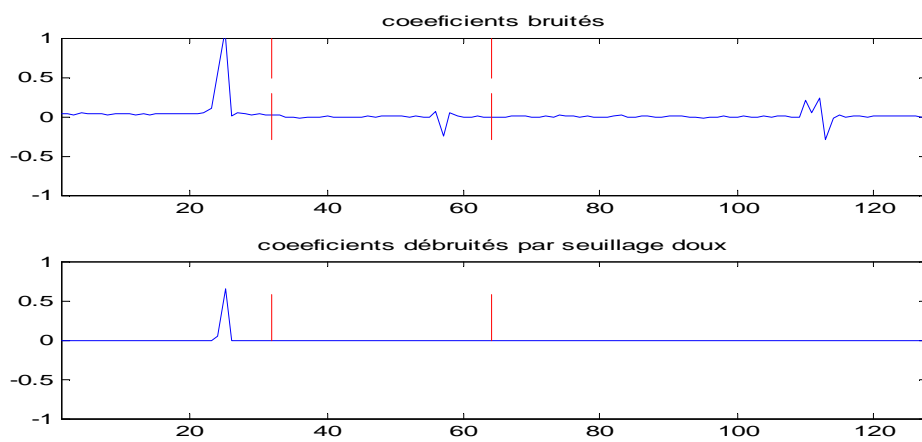


Figure 5.52 : Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur, signal I

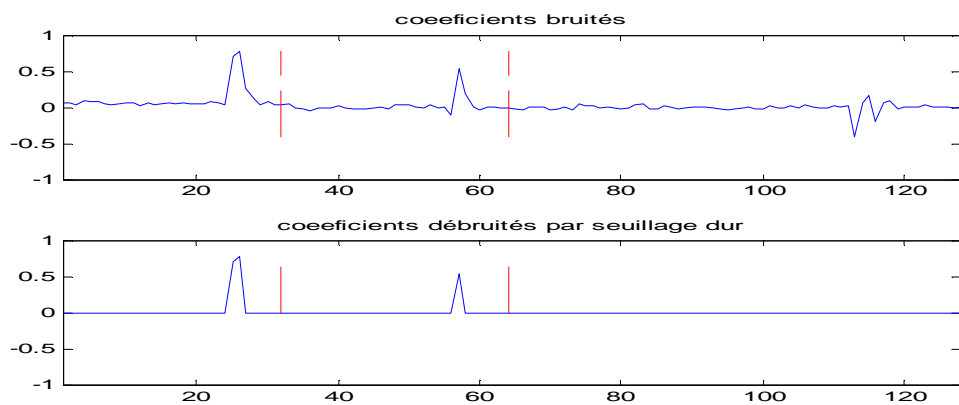


Figure 5.53 : Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur, signal Q

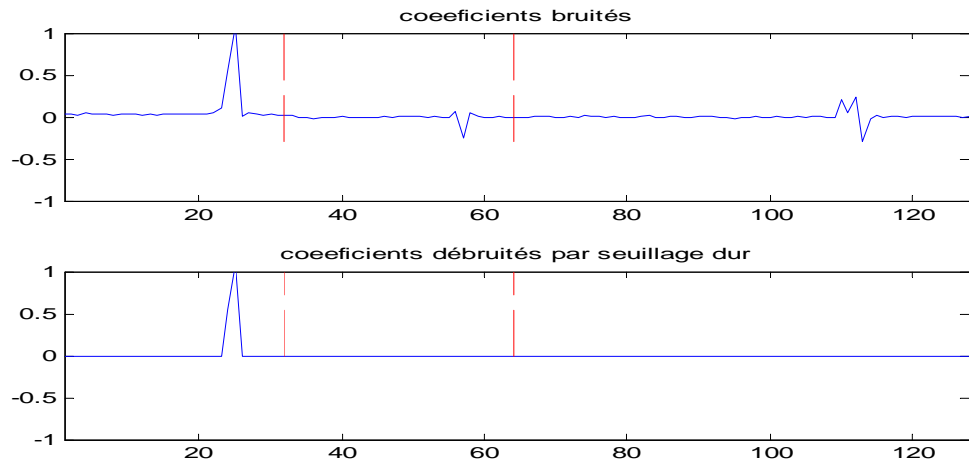


Figure 5.54 : Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage dur, signal I

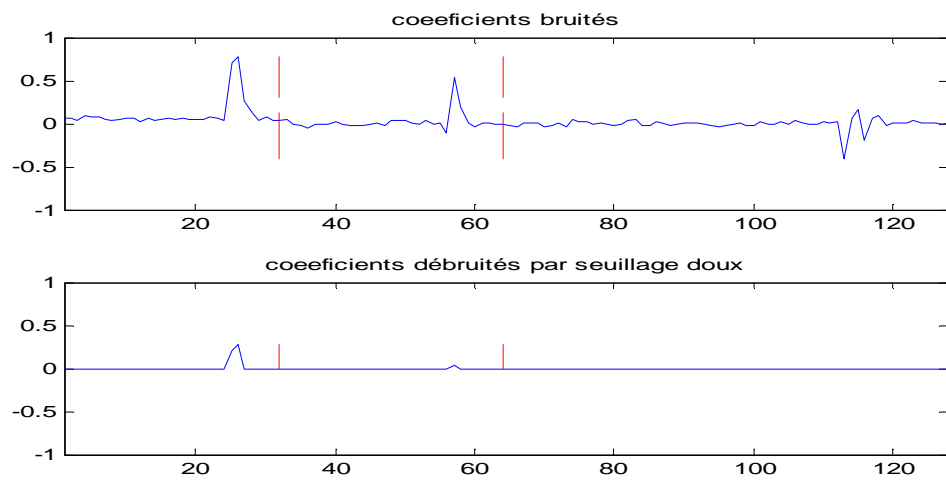


Figure 5.55: Coefficients d'ondelettes bruités, avant et après seuillage doux, signal Q

Les figures ci-dessus montrent que les coefficients sont bien débruités par les deux méthodes de seuillage, dans le cas de seuillage dur et dans le cas de seuillage doux.

1.3. Reconstruction des signaux après débruitage par seuillage dur et doux

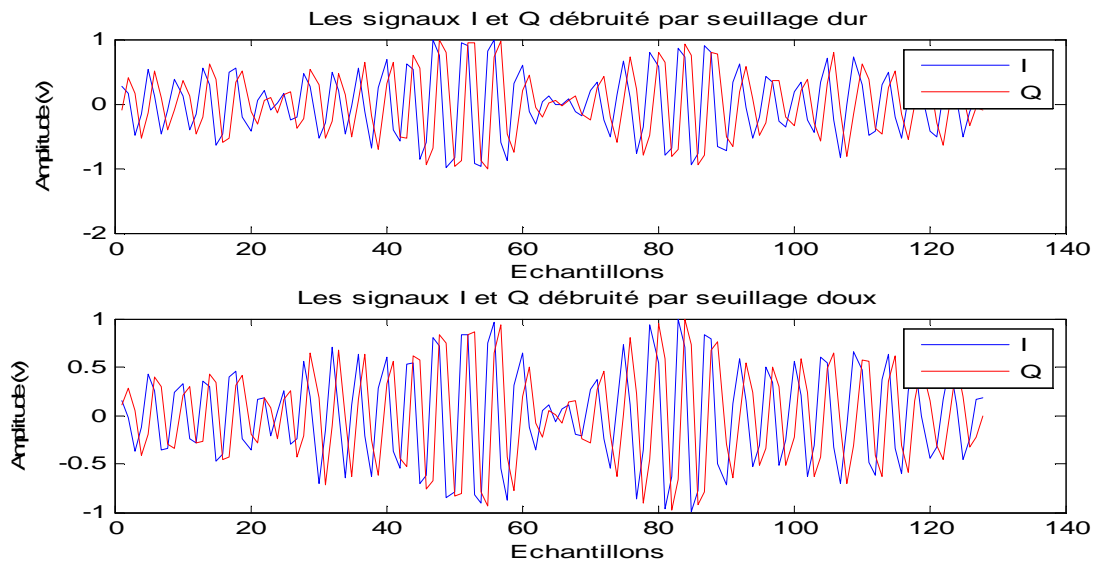
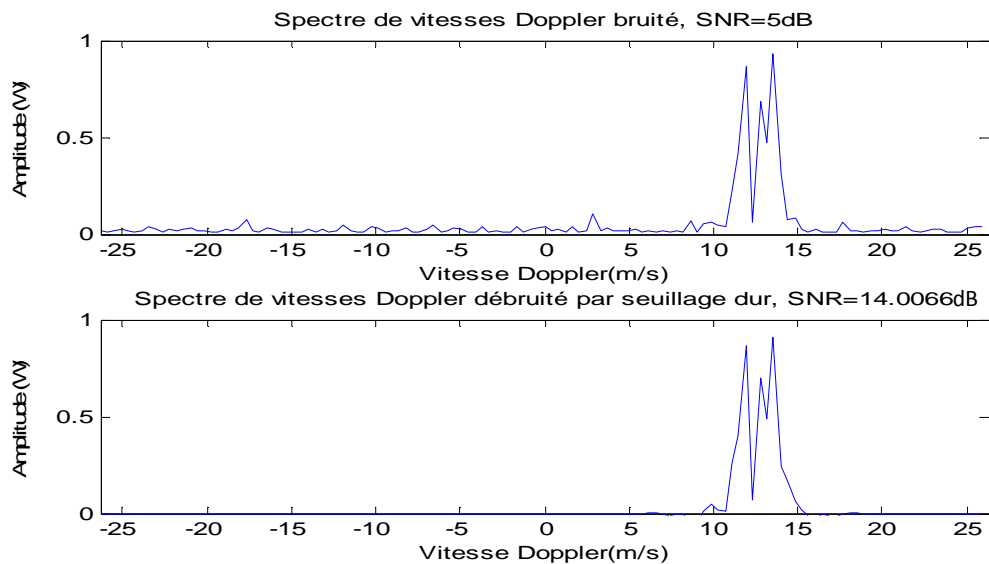


Figure 5.56 : Les signaux I et Q après débruitage par seuillage dur et doux

La figure 5.56 montre que les signaux I et que Q sont bien débruités par les deux méthodes de seuillage, et sont devenus en quadrature de phase.

1.4. Calcul du spectre Doppler après débruitage des signaux par seuillage dur



5.57 : Comparaison du spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage dur

La figure 5.57 montre le spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage dur. Le nouveau rapport signal à bruit obtenu après le débruitage est de l'ordre de 14 dB, ce qui est fort encourageant.

1.5. Calcul du spectre Doppler après débruitage des signaux par seuillage doux

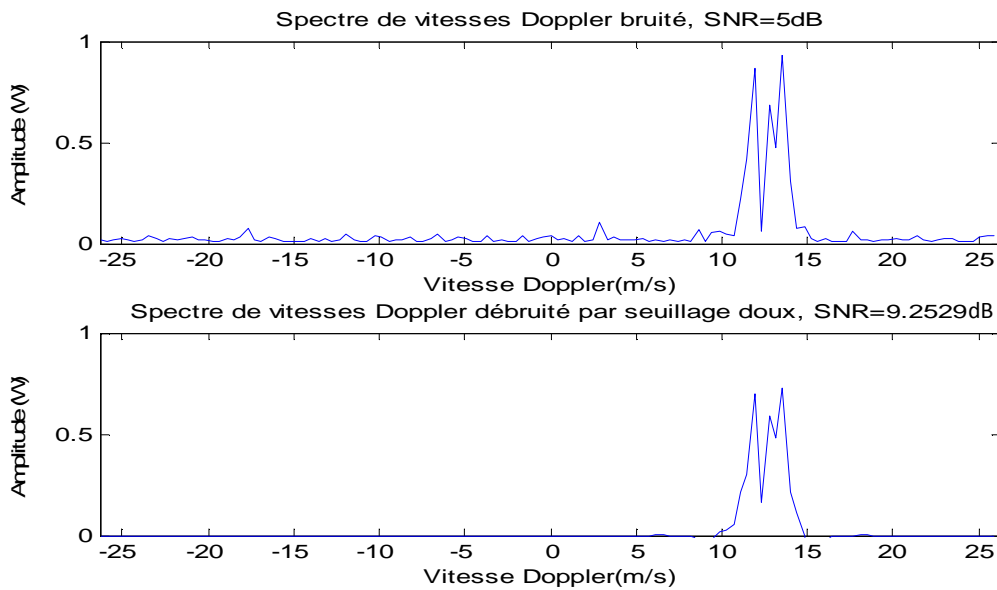


Figure 5.58 : Comparaison du spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage doux

La figure 5.58 montre le spectre de puissance avant et après débruitage des signaux par seuillage doux. Le nouveau rapport signal à bruit obtenu est de l'ordre de 9,25 dB, et moins débruité que dans le cas du seuillage dur.

1.6. Comparaison des deux types de débruitage par seuillage

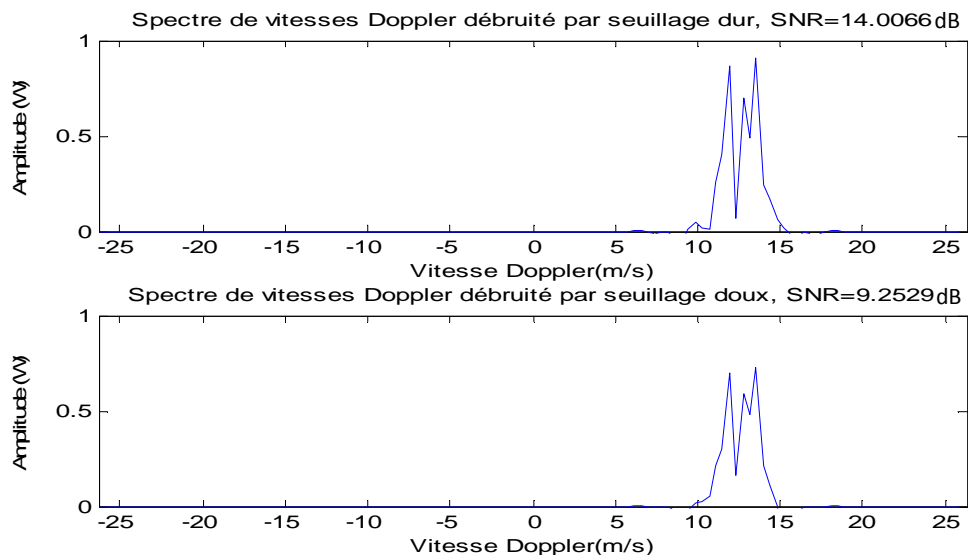


Figure 5.59 : Comparaison de spectre de puissance calculé après débruitage des signaux par seuillage dur et doux

La figure 5.59 compare, en termes de SNR, les spectres après débruitage des signaux par seuillage dur (nouveau SNR ~ 14 dB) et par seuillage doux (nouveau

SNR $\sim 9,25$ dB). Le seuillage dur donne toujours le meilleur rapport signal à bruit et il préserve les informations utiles (toutes les vitesses existantes).

2. Estimation de la vitesse radiale moyenne par l'algorithme Pulse Pair des dix cellules de distance

2.1. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair avant débruitage des signaux

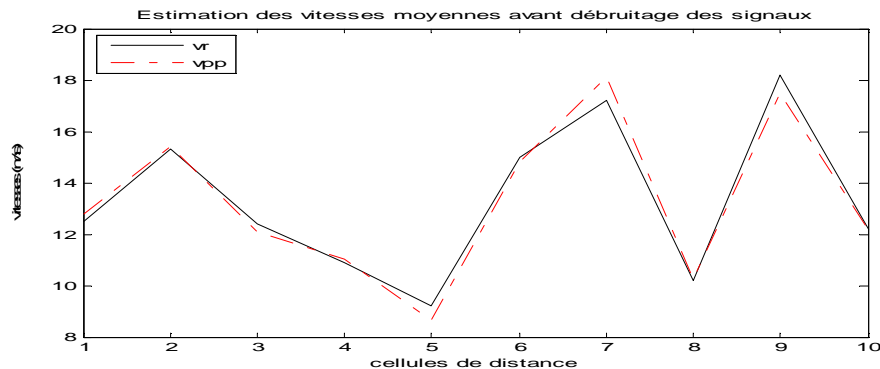


Figure 5.60 : La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode Pulse Pair avant débruitage des signaux par ondelettes

D'après la figure 5.60, on remarque que l'application de l'algorithme Pulse Pair avant débruitage des données engendre des vitesses radiales moyennes biaisées, et l'algorithme n'a pas convergé pour la majorité des portes en distances avec une grande erreur relative qui atteint 8 % à la cinquième porte en distance comme l'illustre la figure 5.61.

2.2. Calcul des erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair avant débruitage des signaux

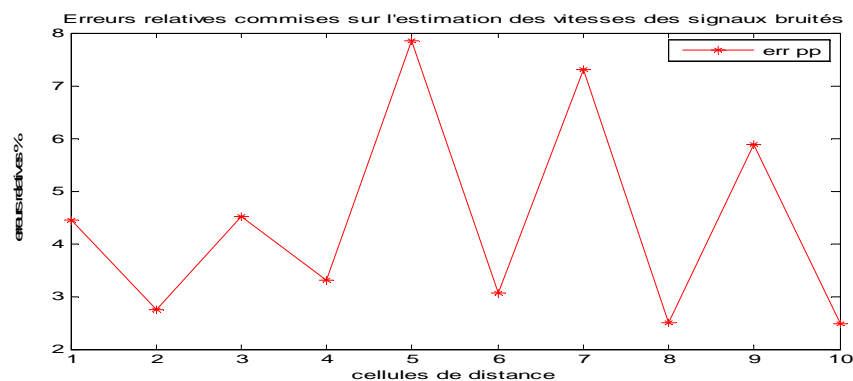


Figure 5.61: Erreurs relatives sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance par Pulse Pair avant filtrage des signaux

2.3. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur

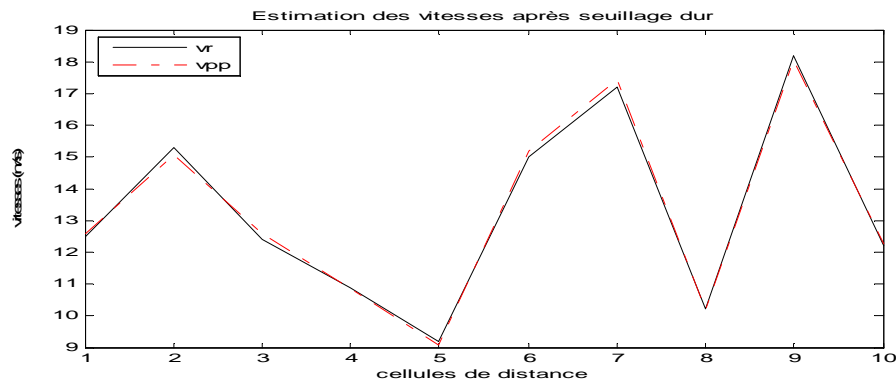


Figure 5.62 : La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair

- Calcul de biais

Soit v_{pp} , l'estimateur de la vitesse radiale, nous allons calculer le biais sur cet estimateur

$$B = E[v_r] - E[v_{pp}]$$

On trouve que $B = 0,01$

On peut donc admettre que l'algorithme ondelettes – Pulse Pair est sans biais, donc l'application de l'algorithme Pulse Paire après débruitage des signaux par seuillage dur, a permet d'estimer toutes les vitesses radiales sur les dix cellules de distance, voir figure 5.62.

- Calcul de la variance

Nous allons calculer la variance de cet estimateur pour différentes réalisations de 100 à 1000 pour une cellule de distance caractérisée par la vitesse radiale Doppler de 12,5 m/s :

$$\text{Pour 100 réalisations : } \text{Var}(v_{pp}) = 0,01$$

$$\text{Pour 1000 réalisations: } \text{Var}(v_{pp}) = 0,006$$

On remarque que la variance tend vers 0, ce qui confirme de façon certaine que l'estimateur Ondelettes - Pulse Pair est consistant ou efficient.

2.4. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage dur



Figure 5.63 : Erreur relative sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair

La figure 5.63 représente les faibles erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par la méthode Ondelettes– Pulse Pair (1.6 % à la troisième cellule de distance), ce qui montre l'efficacité de la méthode des ondelettes dans le débruitage, elle a bien débruité les signaux. Donc, cette méthode peut être utilisée dans le domaine de la météorologie aéronautique sans aucun doute.

2.5. Estimation de la vitesse radiale moyenne par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage doux

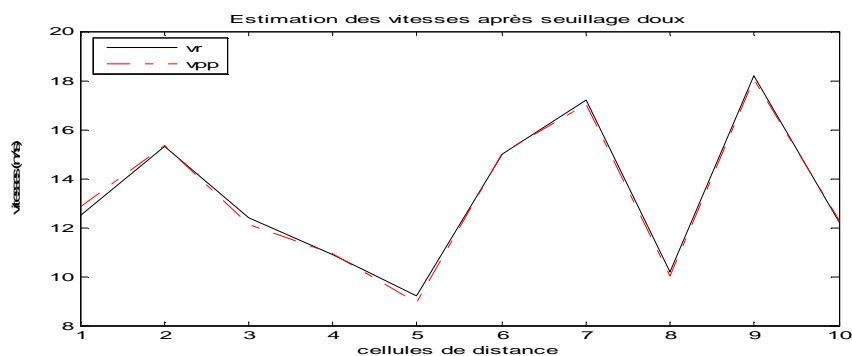


Figure 5.64 : La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair

L'application de l'algorithme Pulse Paire après débruitage des signaux par seuillage doux, a permet d'estimer toutes les vitesses radiales sur les dix cellules

(figure 5.64) de distance avec des très faibles erreurs relatives qui ne dépassent pas 3% à la première cellule de distance, voir figure 5.65 mais l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage par seuillage dur reste toujours meilleure que l'estimation des vitesses par Pulse Pair après seuillage doux.

2.6. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par Pulse Pair après débruitage des signaux par seuillage doux

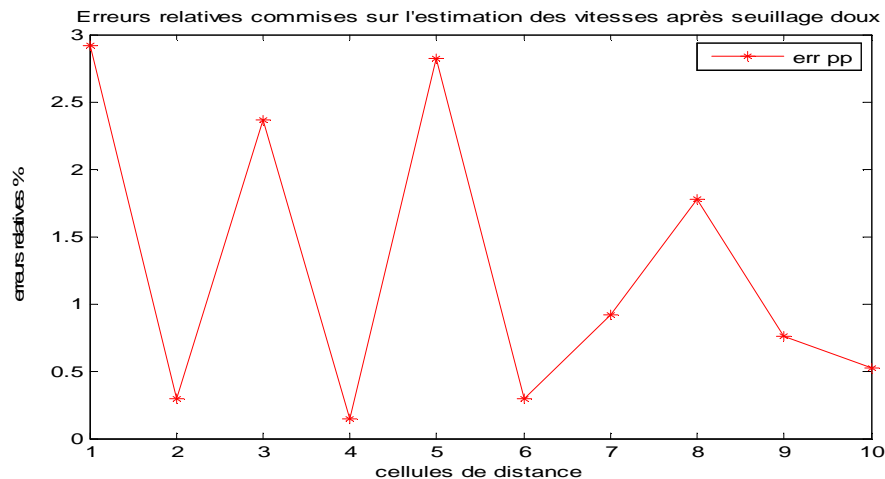


Figure 5.65 : Erreur relative sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair

- Calcul de biais

$$B = E[v_r] - E[v_{pp}]$$

On trouve que $B = 0,05$

On constate que l'estimateur Pulse Pair appliqué après seuillage dur est moins biaisé que celui appliqué après seuillage doux, et cela revient à que les signaux ont été mieux débruités dans le cas de seuillage dur.

- Calcul de la variance

Soit v_{pp} , l'estimateur de la vitesse radiale, nous allons calculer la variance de cet estimateur pour différentes réalisations de 100 à 1000 pour une cellule de distance caractérisée par la vitesse radiale Doppler de 12,5 m/s :

$$\text{Pour 100 réalisations : } \text{Var}(v_{pp}) = 0,06$$

Pour 1000 réalisations: $Var(vpp) = 0,03$

On remarque que la valeur de la variance tend vers 0, mais elle reste toujours plus grande par rapport à celle obtenue dans le cas de seuillage dur, donc l'estimateur Pulse Pair appliqué après débruitage par seuillage doux est moins consistant par rapport à l'estimateur Pulse Pair appliqué après débruitage par seuillage dur.

Il est à noter aussi que ces méthodes de débruitage par seuillage (que ce soit par seuillage dur ou par seuillage doux) des signaux radar sont très rapides, ce temps est évalué au maximum de 7 seconds pour l'ensemble des opérations de filtrage et d'estimation de la vitesse radiale moyenne.

5.5. Filtrage de clutter par la méthode des ondelettes

La réjection du clutter est une phase importante du traitement. L'écho radar est composé du signal météorologique, du bruit et du clutter, le clutter est un signal indésirable, il n'a pas un aspect aléatoire comme le bruit, mais il est résolu comme une cible.

5.5.1. Organigrammes de génération des signaux reçus et du spectre Doppler de puissance en présence de clutter

L'organigramme ci-dessous représente les étapes de génération des signaux reçus I et Q et le spectre Doppler de puissance correspondant en présence de clutter (fixe) de sol, à 0m/s [6] prises sur un volume de résolution (dix cellules de distance) illustrent les échos de précipitations de pluie accompagnées de rafales de vents détectés par un radar Doppler pulsé WSR-88D de simple polarisation.

Après avoir généré les signaux bruités, on a développé un autre sous-programme qui combine les étapes de filtrage de clutter par ondelettes et d'estimation de spectre par Pulse Pair, afin d'avoir un algorithme efficace qui fait l'élimination des signaux indésirables et l'estimation par la suite des vraies vitesses radiales.

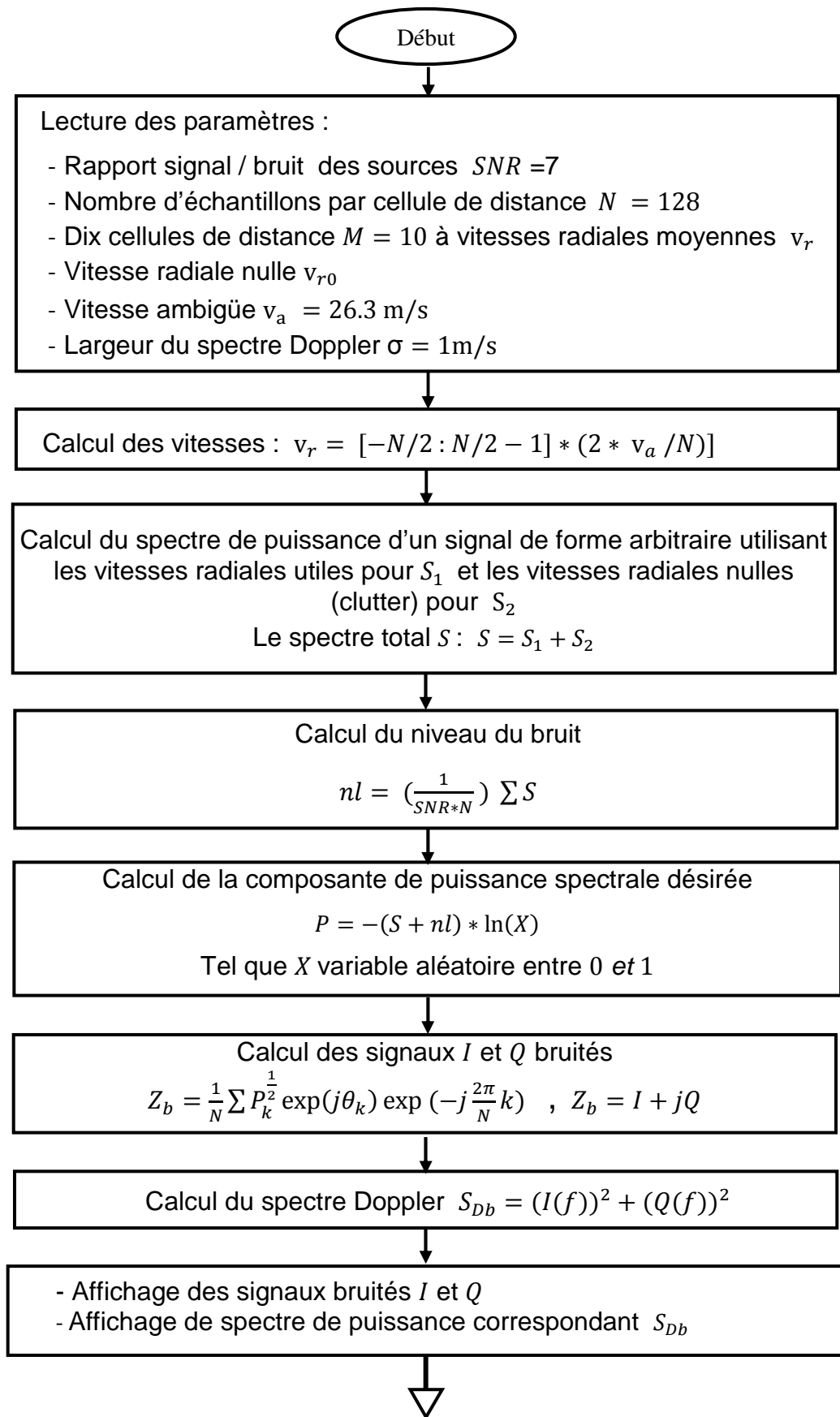


Figure 5.66 : Organigramme de génération des signaux radar et du spectre Doppler en présence de clutter

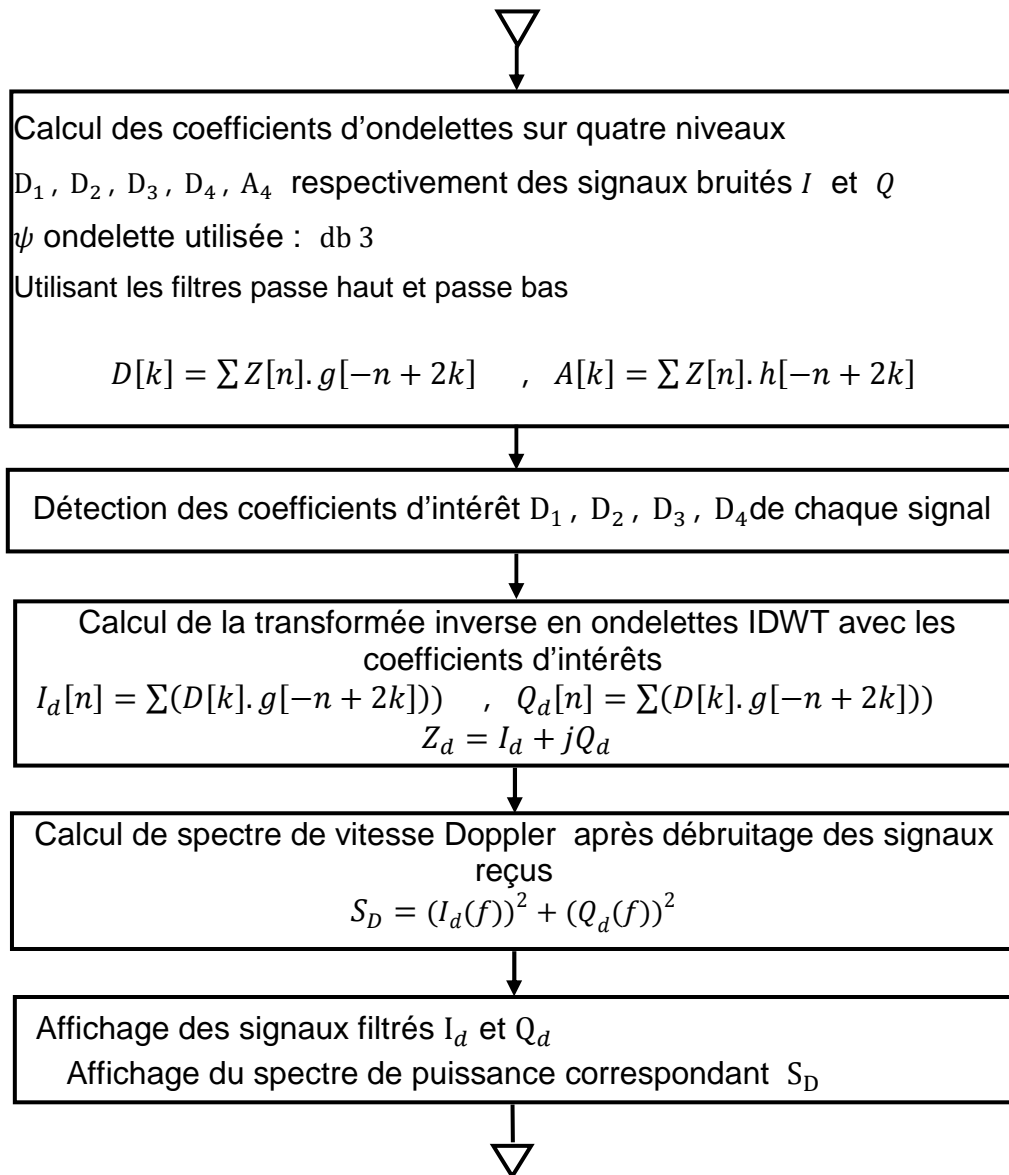


Figure 5.67 : Organigramme de filtrage des signaux radar

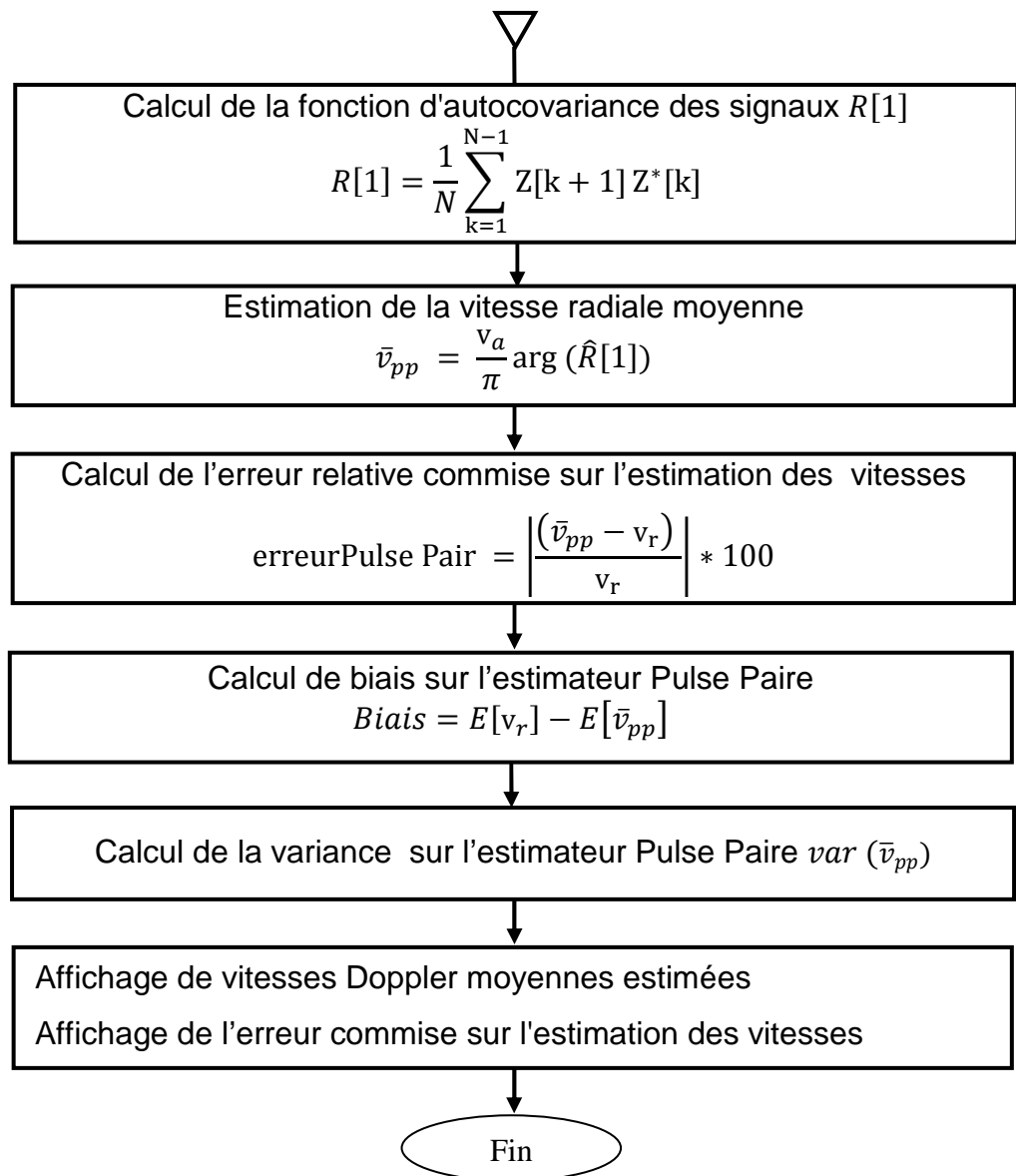


Figure 5.68 : Organigramme d'estimation des vitesses radiales

5.5.2. Représentation des signaux reçus et du spectre Doppler de puissance en présence de clutter de la première cellule de distance

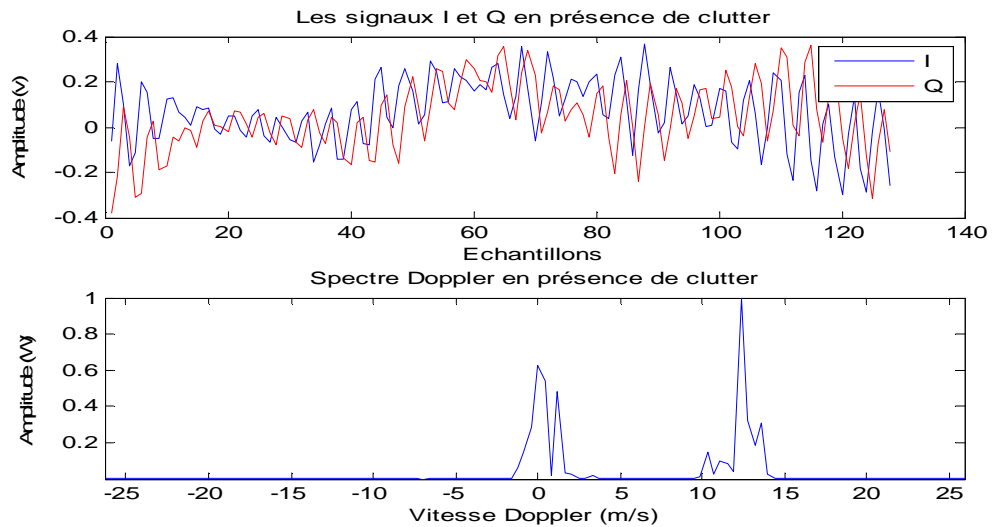


Figure 5.69 : Les signaux I et Q et le spectre Doppler de puissance de l'écho météorologique à 12,5m/s en présence de clutter à 0m/s de la première cellule de distance

La figure ci-dessus représente les signaux radar I et Q chevauchés correspondant à la première cellule de distance, on peut clairement remarquer qu'ils ne sont pas en quadrature de phase, puisqu'ils sont bruités par le clutter fixe.

Le clutter est bien visible dans le spectre Doppler représenté en bas, on remarque qu'on a une pique de vitesse radiale moyenne à 12,5 m/s correspondant à l'écho météorologique utile de la première cellule de distance plus une autre pique représentant le clutter à la vitesse radiale moyenne 0m/s.

Pour filtrer le clutter et estimer la vraie vitesse radiale de cette cellule et des autres cellules de distances, on suit toujours les mêmes étapes montrées dans les organigrammes des figures 5.67 et 5.68 successivement.

5.5.3. Application de la transformée discrète en ondelettes DWT basée sur analyse multirésolution sur les signaux bruités

La DWT analyse le signal à différentes bandes de fréquence avec différentes résolutions en décomposant le signal par une approximation grossière et une information détaillée [27]. La DWT utilise deux ensembles de fonctions,

appelés fonctions d'étalonnage scaling functions et des fonctions d'ondelettes wavelet functions, qui sont associées à des filtres passe bas et passe haut, respectivement. La décomposition du signal en différentes bandes de fréquence est simplement obtenue par les filtrages successifs passe haut et passe bas d'un signal définie dans le domaine temporel. Le signal original $Z[n]$ est d'abord passé par un filtre passe haut demi-bande $g[n]$ et un filtre passe bas $h[n]$.

Dans notre travail nous avons utilisé des filtres célèbres développés par Ingrid Daubechies appelés ondelettes de Daubechies (Daubechies' wavelets) 'db3'. Les deux opérations de filtrage et de sous-échantillonnage peuvent être exprimées comme

$$y_{haut}[k] = \sum Z[n].g[-n + 2k] \quad (5.2)$$

$$y_{bas}[k] = \sum Z[n].h[-n + 2k] \quad (5.3)$$

Après avoir décomposé le signal en différentes bandes de fréquences, on élimine les échantillons qui ne portent aucune information ou portent des informations indésirables puis on reconstruit le signal avec le reste des échantillons utiles.

La reconstruction dans ce cas est très facile puisque les filtres de demi-band forment des bases orthonormales. La procédure précédente est suivie dans un ordre renversé pour la reconstruction.

Les signaux à chaque niveau sont sur-échantillonnés par deux, passés par les filtres $g'[n]$, et $h'[n]$ (passe haut et passe bas respectivement) et ensuite additionnés. Le point intéressant ici est que les filtres d'analyse et de synthèse sont identiques. Par conséquent, la formule de reconstruction devient (pour chaque niveau) :

$$Z[n] = \sum (y_{haut}[k].g[-n + 2k]) + y_{bas}[k].h[-n + 2k]) \quad (5.4)$$

D'après le spectre de la figure 5.132 on a constaté que les signaux reçus sont caractérisés par la vitesse Doppler de $v_r = 12,5$ m/s ce qui correspond à la fréquence Doppler $f_d = 237,5$ hz, voir équation 5.5 [5].

On a

$$f_d = \frac{2^{v_r}}{c} f_{emise} \tag{5.5}$$

où c est la célérité de la lumière

5.5.4. Représentation schématique de la décomposition par DWT basée sur l'AMR

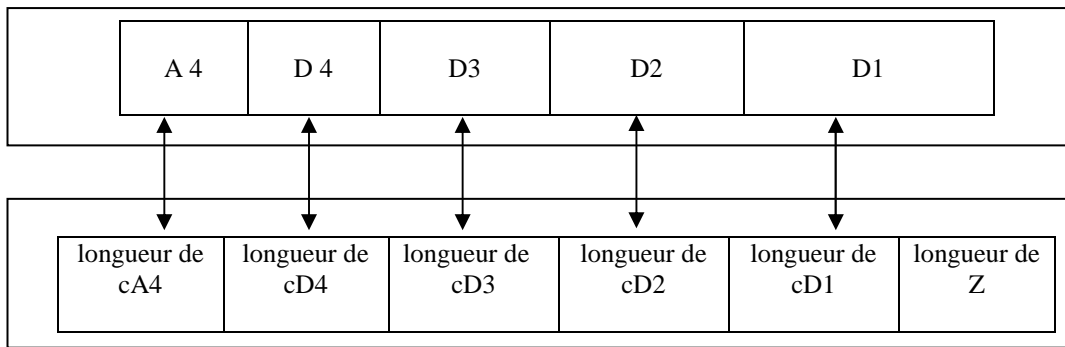
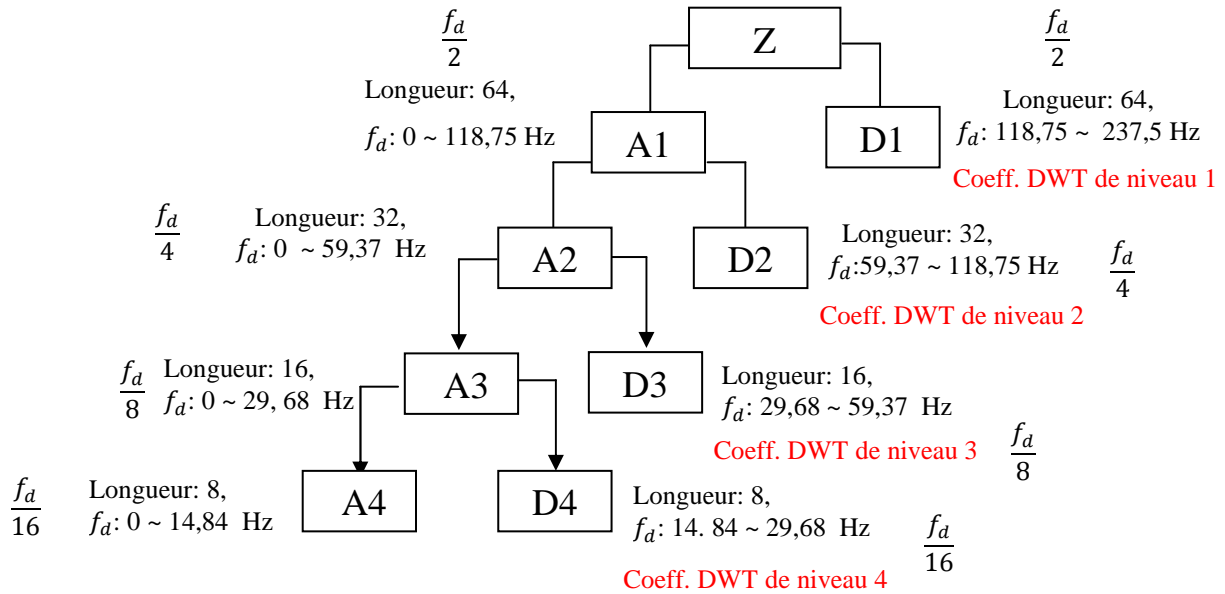


Figure 5.70 : Transformée en ondelettes discrète basée sur l'analyse multirésolution

5.5.5. Explication de la procédure de filtrage de clutter par la transformée discrète en ondelettes DWT

Nous avons un long signal de 128 échantillons à 237,5 Hz et nous souhaitons obtenir ses coefficients de la transformée discrète en ondelettes DWT (Discret wavelet transform) en utilisant l'algorithme de Mallat [24]. A chaque niveau de décomposition, il y a une décimation d'ordre 2 c.à.d. prise en

considération d'un échantillon sur deux, ce qui divise un nombre d'échantillon d'entrée de chaque filtre par 2. Au premier niveau, le signal est filtré passe bas par $h[n]$, et passe haut par $g[n]$, dont les sorties sont sous-échantillonnées par deux. Par conséquent, la sortie du premier filtre passe haut a 64 échantillons représentant le signal dans la plage $[118,75 \text{ } 237,5]$ Hz. La sortie du filtre passe bas, a également 64 échantillons, couvre une bande de fréquence $[0 \text{ } 118,75]$ Hz, et ainsi de suite, par exemple le deuxième filtre passe haut ne contient plus que 32 échantillons représentant le signal dans la plage $[59,37 \text{ } 118,75]$ Hz. Et la sortie du deuxième filtre passe bas qui correspond au $[0 \text{ } 59,37]$ Hz, est encore décomposé par les filtres $h[n]$ et $g[n]$. Cette sortie du troisième filtre passe haut représente les coefficients de la DWT du niveau 3. Cette sortie contient 16 échantillons représentant le signal dans la plage $[29,68 \text{ } 59,37]$ Hz. La sortie du troisième filtre passe bas correspond au $[0 \text{ } 29,68]$ Hz, est encore décomposé par les filtres $h[n]$ et $g[n]$. Cette sortie du troisième filtre passe haut représente les coefficients de la DWT du niveau 4. Cette sortie contient 8 échantillons représentant le signal dans la plage $[14,84 \text{ } 29,68]$ Hz. La sortie du troisième filtre passe bas correspond au $[0 \text{ } 14,84]$ Hz.

Les échantillons en sortie du filtre passe bas de niveau quatre portent probablement les informations correspondant au clutter. Sachant que la fréquence Doppler de 14,84 Hz correspond à la vitesse Doppler de 0,7 m/s. Donc pour filtrer le signal radar météorologique et éliminer l'écho fixe manifestant à des très faibles fréquences autour de 0 Hz correspondant ($v_r = 0 \text{ m/s}$), il suffit d'éliminer la partie de niveau quatre contenant les faibles fréquences du signal reçu du radar, dans notre cas on a éliminé les vitesses inférieures à 0,7 m/s, ce qui est équivalent à nous garder que les coefficients de D_1, D_2, D_3 et D_4 .

On appliquera la même chose sur les autres signaux reçus des autres cellules de distance, par exemple les signaux reçus de la cinquième cellule de distance caractérisés par une vitesse radiale de 9,2 m/s qui correspond à la fréquence Doppler de 158,24 Hz.

Pour filtrer le signal radar météorologique et éliminer l'écho fixe manifestant à des très faibles fréquences autour de 0 Hz correspondant ($v_r = 0 \text{ m/s}$), il suffit d'éliminer la partie $[0 \text{ } 9,8]$ Hz qui correspond aux vitesses inférieures à 0,56 m/s.

5.5.6. Représentation des filtres miroirs d'ondelettes de Daubechies 'db3'

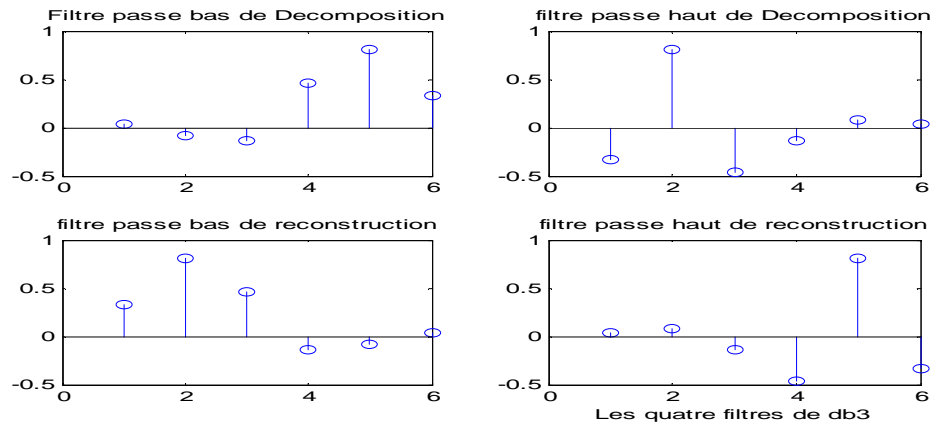


Figure 5.71 : Représentations des quatre filtres miroirs de Daubechies d'ordre 3 (db3) utilisés dans le filtrage des signaux

La figure 5.71 représente les quatre filtres miroirs d'ondelettes de Daubechies pour l'ordre 3 (ou nombres $p = 3$ de moments nuls de l'ondelettes de Daubechies) utilisés dans le filtrage des données des dix cellules de distances.

Chacune de ces figures représente la réponse impulsionnelle du filtre passe-bas de décomposition et de reconstruction en coté gauche et la réponse impulsionnelle du filtre passe-haut de décomposition et de reconstruction en coté droit.

5.5.7. Calcul et filtrage des coefficients de l'ondelettes de Daubechies 'db3' des signaux de la première cellule de distance

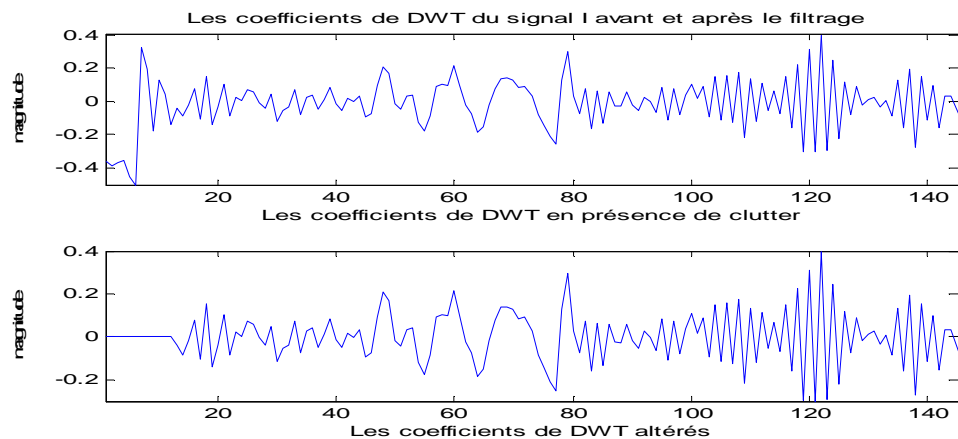


Figure 5.72 : Représentations des coefficients d'ondelettes de Daubechies d'ordre 3 (db3) du signal I de la première cellule de distance avant et après filtrage

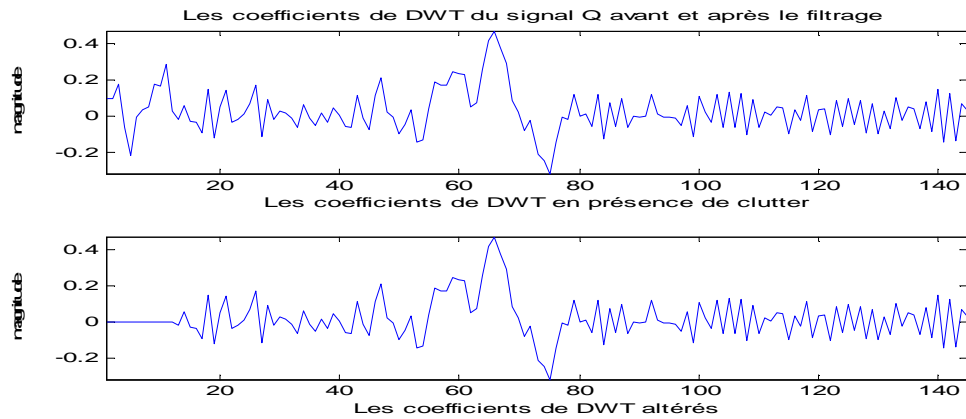


Figure 5.73 : Représentations des coefficients d'ondelettes de Daubechies d'ordre 3 (db3) du signal Q de la première cellule de distance avant et après filtrage

Les figures 5.72 et 5.73 représentent les coefficients d'ondelettes obtenus par application de la transformée en ondelettes discrète. Elle retourne un vecteur de données de même longueur ou plus que le nombre de points de données du signal, Cela vient du fait qu'elle décompose en un ensemble d'ondelettes (fonctions) orthogonales par translation et par homothétie. Un tel spectre d'ondelettes est très bon pour le débruitage car nous obtenons ici des informations sur les coefficients de chaque niveau de décompositions, donc pour éliminer le clutter il suffit d'éliminer les coefficients qui correspondent au niveau quatre A_4 des faibles fréquences et nulles portant les informations correspondant au clutter ($v_r = 0m/s$), et se débrouiller avec les coefficients de D_1 , D_2 , D_3 et D_4 comme représente la figure 5.75 pour le signal I de la première cellule de distance à titre d'exemple.

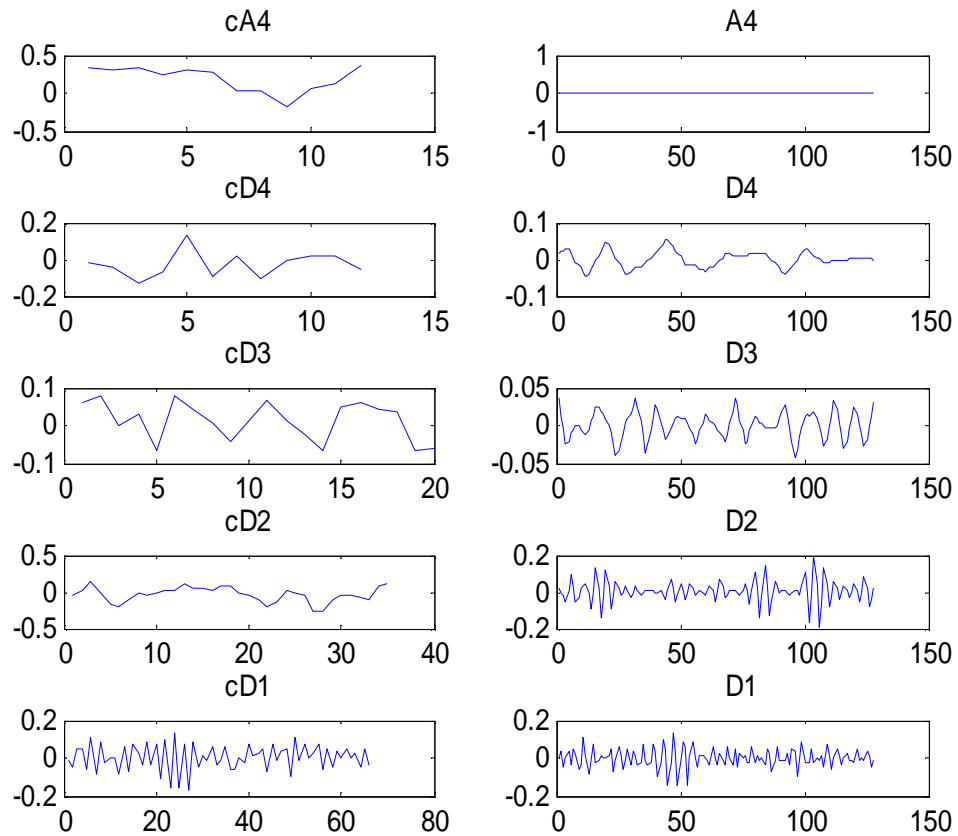


Figure 5.74 : Représentation des coefficients du signal *I* (première cellule de distance) de décomposition (cA4 cD4 cD3 cD2 cD1) et de reconstruction (A4 D4 D3 D2 D1) pour chaque niveau.

On remarque que les coefficients de reconstruction A4 sont nuls, ils correspondent au quatrième niveau qui porte les informations correspondantes au clutter.

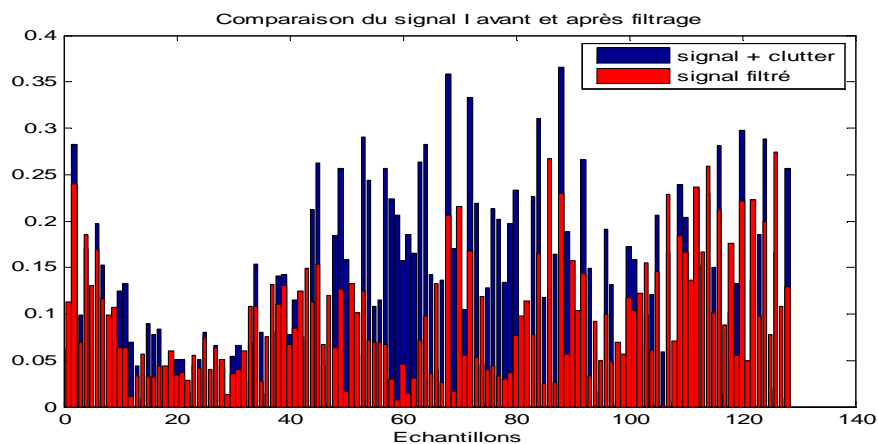


Figure 5.75 : Comparaison du signal *I* de la première cellule de distance avec histogrammes avant et après le filtrage

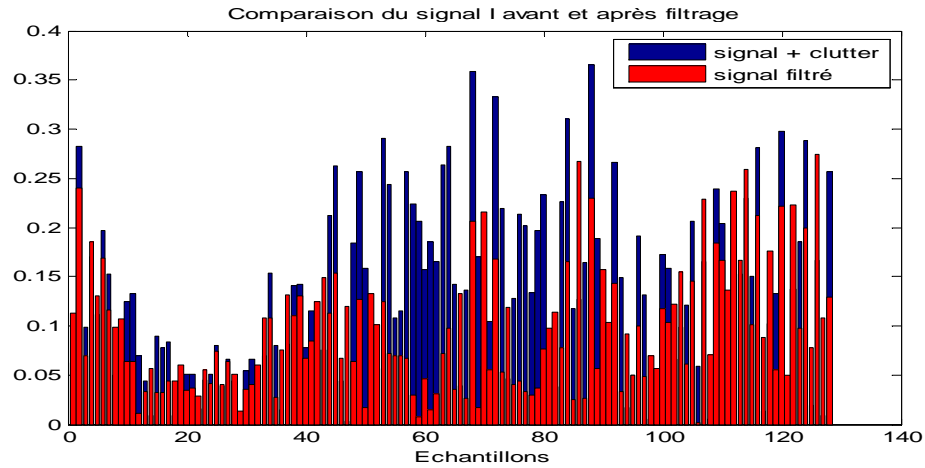


Figure 5.76 : Comparaison du signal Q de la première cellule de distance avec histogrammes avant et après le filtrage

Les figures 5.75 et 5.76 représentent les signaux I et Q avant et après le filtrage. On remarque que le fait qu'on a annulé les coefficients qui correspondent aux vitesses radiales nulles, une quantité du signal est enlevée et ce n'est que la quantité qui correspond au clutter.

5.5.8. Représentation des signaux I et Q de la première porte en distance avant et après filtrage par ondelettes

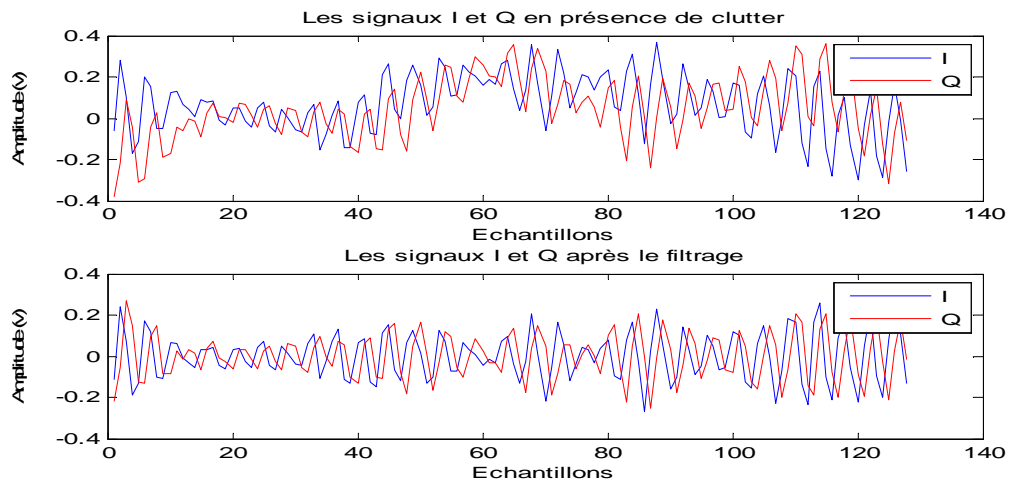


Figure 5.77 : Comparaison des signaux I et Q de la première cellule de distance avant et après filtrage par ondelettes

La figure 5.77 représente les signaux I et Q avant et après le filtrage. On remarque que les signaux I et Q en présence de clutter se chevauchaient et ils n'étaient pas en quadrature de phase, puis après le filtrage par ondelettes, on remarque clairement qu'ils sont devenus en quadrature de phase.

5.5.9. Représentation du spectre Doppler correspondant aux signaux de la première cellule en distance avant et après le filtrage par ondelettes

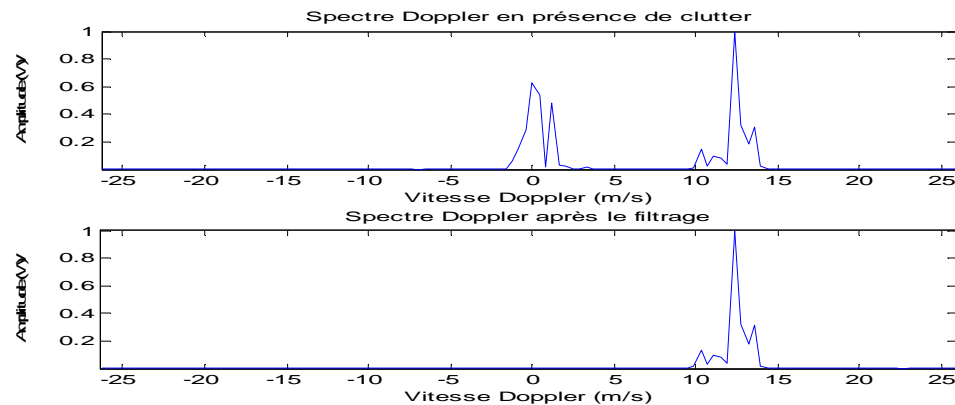


Figure 5.78 : Le spectre Doppler de puissance de la première cellule de distance avant et après filtrage par ondelettes

La figure 5.78 représente le spectre Doppler de puissance de l'écho météorologique avant et après filtrage des signaux par ondelettes. On remarque l'élimination totale de spectre de clutter à 0m/s après le filtrage, et donc le spectre Doppler de puissance est bien filtré par ondelettes.

5. 5.10. Estimation de la vitesse radiale moyenne par l'algorithme Pulse

Pair des dix cellules de distances

Comme mentionné précédemment, l'algorithme d'estimation des vitesses radiales moyenne s'appliquera après le filtrage, à titre de comparaison entre les valeurs des vitesses radiales estimées par l'algorithme Pulse Pair avant et après filtrage par ondelettes.

1. Estimation de la vitesse radiale moyenne par l'algorithme Pulse Pair avant filtrage des signaux

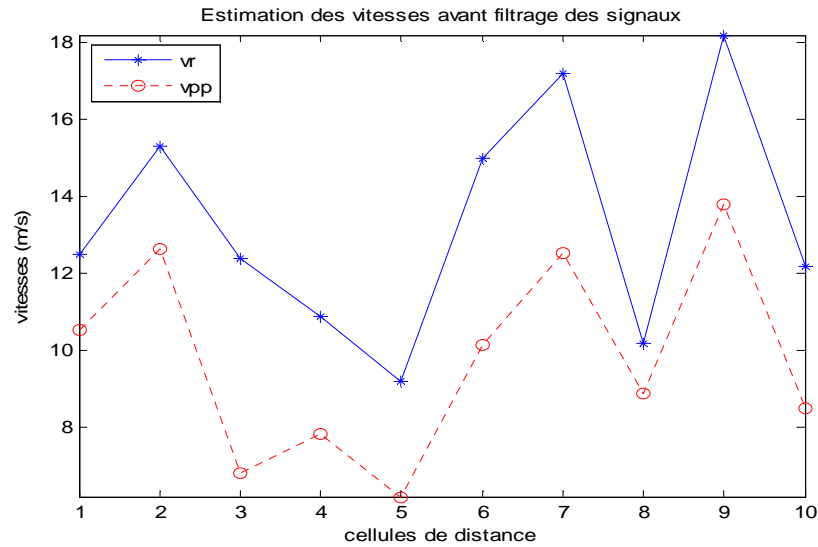


Figure 5.79 : La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode Pulse Pair avant filtrage des signaux par ondelettes

D'après la figure 5.79, on constate que l'application de l'algorithme Pulse Pair avant filtrage des données engendre des vitesses radiales moyennes totalement biaisées surtout dans les cellules de distance où le clutter était puissant comme dans la troisième et cinquième cellule de distance.

2. Calcul des erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par l'algorithme Pulse Pair avant filtrage des signaux

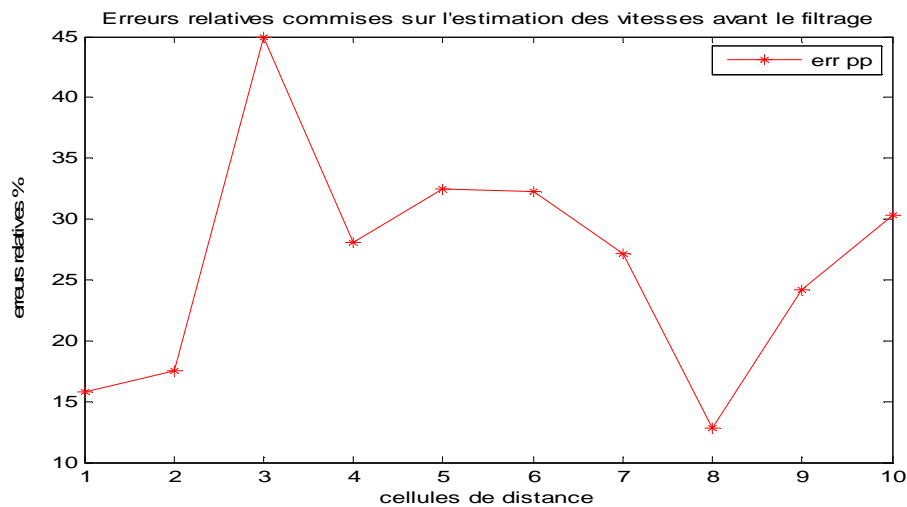


Figure 5.80 : Erreurs relatives sur l'estimation des vitesses pour chaque porte en distance par l'algorithme Pulse Pair avant filtrage des données

La figure 5.80 représente les erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par la méthode Pulse Pair avant filtrage des données, (plus de 45 %), des données complètement fausses ce qui montre que le clutter a masqué les données de vitesses radiales utiles. Donc il faudrait le filtrer avant d'estimer les vitesses radiales moyennes.

3. Estimation de la vitesse radiale moyenne après filtrage de clutter par l'algorithme Ondelettes – Pulse Pair

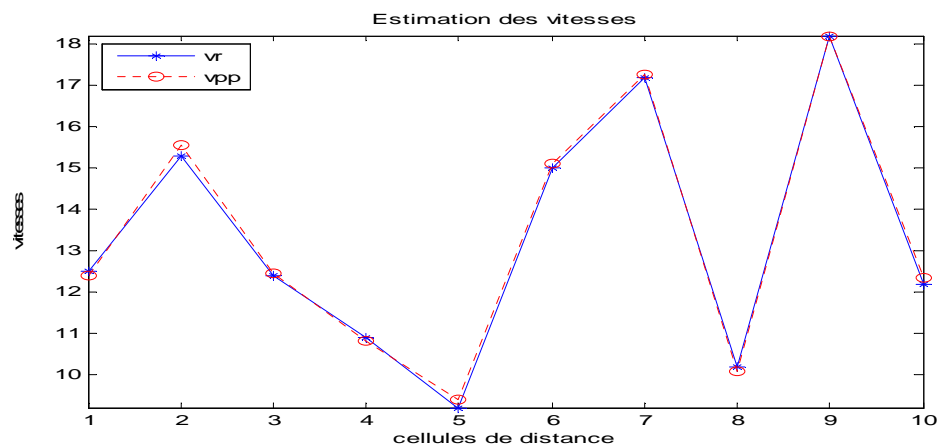


Figure 5.81: La vitesse radiale moyenne estimée par la méthode ondelettes– Pulse Pair

- Calcul de biais

$$B = E[v_r] - E[v_{pp}]$$

On trouve que $B = 0,001$

On peut donc admettre que l'algorithme ondelettes – Pulse Pair est sans biais, et il a estimé toutes les vitesses radiales sur les dix cellules de distance, voir figure 5. 81.

- Calcul de la variance

Soit v_{pp} , l'estimateur de la vitesse radiale, nous allons calculer la variance de cet estimateur pour différentes réalisations de 100 à 1000 pour une cellule de distance caractérisée par la vitesse radiale Doppler de 12,5 m/s :

Pour 100 réalisations : $Var(vpp) = 0,001$

Pour 1000 réalisations: $Var(vpp) = 0,0001$

On remarque que la variance tend vers 0, ce qui confirme de façon certaine que l'estimateur Ondelettes - Pulse Pair est consistant ou efficient.

4. Erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses après filtrage de clutter par Ondelettes– Pulse Pair

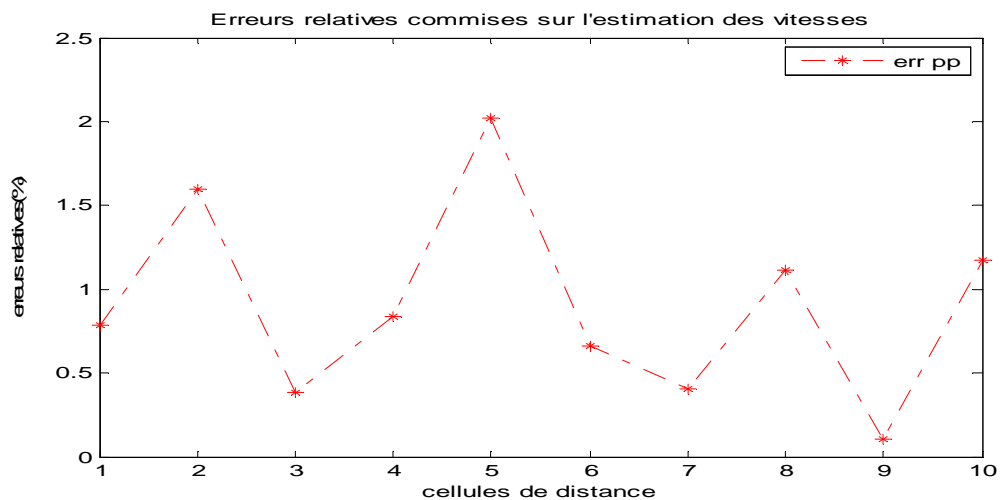


Figure 5.82 : Erreur relative commises sur les vitesses pour chaque porte en distance, méthode Ondelettes– Pulse Pair

La figure 5.82 représente les faibles erreurs relatives commises sur l'estimation des vitesses par la méthode Ondelettes– Pulse Pair (2,1%), ce qui montre l'efficacité de la méthode des ondelettes dans le débruitage, elle a bien filtré les signaux et le spectre Doppler. Donc, cette méthode peut être utilisée dans le domaine de la météorologie sans aucun doute.

On remarque que cette méthode de débruitage des signaux radar par analyse multirésolution pour l'élimination de clutter est très rapide, ce temps est évalué à 5 seconds pour l'ensemble des opérations de filtrage et d'estimation de la vitesse radiale moyenne.

5.6. Conclusion

Dans le présent chapitre, on a développé sous Matlab un programme simulant des signaux bruités en phase I, en quadrature de phase Q (avec un bruit blanc gaussien et un clutter fixe) et leur spectre Doppler de puissance correspondant, en se basant sur le programme proposé par D. Zrnic, et en fin on a filtré ces données radar par analyse multirésolution à base d'ondelettes

D'après l'analyse des résultats obtenus par simulation après le débruitage, le SNR a été bien amélioré dans le cas de seuillage dur par rapport au seuillage doux et le clutter était totalement éliminé. Ce qui nous a permis d'estimer valablement les vitesses radiales par Pulse Pair avec de très faibles valeurs sur le biais, la variance et les erreurs relatives d'estimations.

Il est à noter aussi, que ces méthodes de débruitage des signaux radar par analyse multirésolution sont très rapides.

On peut donc affirmer de façon certaine que la méthode des ondelettes est très efficace pour le débruitage des signaux radar Doppler pulsé.

CONCLUSION

En vue d'améliorer la sécurité aérienne par des prévisions météorologiques fiables, nous proposons dans ce mémoire de magistère des méthodes de débruitage par analyse multirésolution, à base d'ondelettes, qui s'appliquent, d'une part, en présence de bruit, et d'autre part, en présence de clutter sur des signaux radar météorologique Doppler pulsé de type WSR-88D (*weather surveillance radar*), travaillant dans la bande de fréquences S (2 à 4 GHz).

Une étude comparative des performances de l'algorithme de débruitage par seuillage a été réalisée. Celle-ci est fondée sur un critère du rapport signal à bruit (SNR), et s'appuie sur le seuillage dur et le seuillage doux des coefficients en (de la transformée) ondelettes. Une deuxième méthode de filtrage par ondelettes a été appliquée pour éliminer le clutter, - signal provenant d'échos fixes indésirables - Les deux méthodes ont été suivies par une technique d'estimation de la vitesse radiale moyenne, ce qui nous a permis de confirmer l'élimination de bruit et du clutter par récupération des données de vitesses radiales masquées par ces derniers.

D'après l'analyse des résultats obtenus par simulation, nous avons pu constater que l'algorithme de débruitage par seuillage dur est meilleur en terme de SNR pour le débruitage d'un signal radar météorologique entaché d'un bruit supposé blanc gaussien. De plus le seuillage dur préserve toutes les informations utiles (toutes les vitesses existantes), ce qui permet de donner des meilleurs résultats avec l'estimateur des vitesses radiales moyennes Pulse Pair (l'estimateur Pulse Pair appliqué après seuillage dur est sans biais et efficient).

Par ailleurs l'estimation des vitesses par algorithme Pulse Pair après filtrage de clutter par ondelettes, nous a permis d'obtenir de très bons résultats en termes de biais et de variance: l'estimation des vitesses radiales est statistiquement sans biais et efficiente.

Etant donné aussi, que ces méthodes de débruitage des signaux radar par analyse multirésolution sont très rapide, donc ces signaux reçus peuvent être traités en temps réel.

A partir de ces constatations, nous suggérons de poursuivre ce travail avec des conditions expérimentales plus réalistes et en orientant nos investigations vers d'autres types de seuillage à base d'ondelettes. Nous mettrons également en place une stratégie de détection fondée sur des courbes ROC (*receiver operating characteristic*) pour valider la détection de l'information utile.

Pour toutes ces raisons, nous proposons d'implémenter nos algorithmes sur des processeurs de traitement numérique temps réel de type *FPGA* (*field programmable gate array*) ou *DSP* (*digital signal processor*).

LISTE DES SYMBOLES ET DES ABREVIATIONS

$arg [\]$	L'argument ou l'angle de la quantité
a_j	Coefficients d'approximations
AMR	Analyse multirésolution
$a(t)$	L'amplitude de modulation
B	La largeur de bande passante
COHO	Coherent oscillator
D	Distance de la cible
DC	Temps du cycle de transmission
D_i	le diamètre des gouttes
DWT	La transformée discrète en ondelettes
d_j	Coefficients d'ondelettes
d_x	La transformée continue en ondelettes
E	Désigne l'espérance mathématique
F	Fréquence porteuse
f_e	Fréquence émise
f_d	Fréquence Doppler
f_i	Fréquence intermédiaire
h	Filtre passe-bas
HF	Haute fréquence
ht	Hauteur des cibles
I	Composante en phase du signal radar
G	Gain
g	Filtre passe haut
K	La constante de Boltzman
$k^{ème}$	Nombre de la particule
K_s	Constante spécifiée
k	La phase

L	La dimension de l'antenne
m	Indice de réfraction complexe
n	indexe de séquences d'échantillons
N	Nombre total d'échantillons
N_D	La puissance de bruit de sortie
PPI	Plan Position Indicator
P	La puissance totale
ρ	Nombre de moments nuls de l'ondelette
P_r	Puissance rayonnée
$p(V)$	La densité de probabilité d'un échantillon du signal complexe
$p_A(a)$	La densité de probabilité (marginale) de l'amplitude
$p_\theta(\theta)$	La densité de probabilité (marginale) de la phase
$p_P(P)$	La densité de probabilité de la puissance du signal
P_N	Puissance moyenne
PRF	Fréquence de répétition des impulsions
Q	Composante en quadrature de phase du signal radar
R_N	Fonction d'autocorrélation de bruit
R	La matrice de covariance du vecteur V complexe
ΔR	Résolution en distance
R_{zz}	La fonction d'autocorrélation
r_a	Distance non ambiguë
r_k	Distance émetteur-précipitations
R_f	Facteur de réflectivité total radar
SNR	Signal to noise ratio
$STALO$	Stable local oscillator
$S(v)$	Densité de probabilité de la vitesse moyenne v
$S_N(f)$	La densité spectrale de puissance de bruit blanc
S_e	Surface équivalente radar
T_N	Température de bruit équivalente du système
T_D	Température équivalente du récepteur
T_0	La température ambiante
T_e	La période d'échantillonnage
T_r	Période de répétition des impulsions

<i>UHF</i>	Ultra high frequency
<i>v</i>	La vitesse
<i>V</i>	Le volume sondé
<i>v</i>	Le volume échantillonné par le radar
<i>VHF</i>	Very high frequency
<i>v_a</i>	Vitesse maximale discernable non ambiguë
<i>W_x</i>	La transformée continue en ondelettes
<i>WSR-88D</i>	Weather surveillance radar 1988 Doppler
<i>Z</i>	Signal radar complexe
<i>θ</i>	La largeur du faisceau en radians
<i>ψ</i>	Fonction ondelette
<i>φ(t)</i>	fonction d'échelle
<i>τ</i>	Durée impulsions
<i>λ</i>	La longueur d'onde des signaux radar émis
<i>β</i>	Constante dépendant des paramètres du système radar
<i>S_e</i>	La surface équivalente radar par unité de volume
<i>θ_{Az}</i>	L'angle azimut
<i>φ</i>	L'élévation du faisceau
<i>Δt</i>	Le temps aller-retour de l'impulsion
<i>σ</i>	La largeur du spectre des vitesses des échos

REFERENCES

1. Bringi, V. N., and Chandrasekar, V., "Polarimetric Doppler Weather Radar: Principles and Applications" Cambridge University Press, (September 2005).
2. Billingsley, B. J., "Low-Angle Radar Land Clutter, Measurements and Empirical Models", SciTech Publishing, Inc,(2002).
Principles And Applications" Cambridge University Press, (September 2005).
3. Ouahabi, A., " Filtrage numérique à base d'ondelettes " Fondements, Techniques de l'ingénieur, (Juin 2013).
4. Ouahabi, A., " Introduction à l'analyse multirésolution, Analyse multirésolution pour le signal et l'image", Hermès-Lavoisier, Paris, (2012), 15-159.
5. Zrníc,D.s., and Hamidi, S., "Considerations for the Design of Ground Clutter Cancelers for Weather Radar", IEEE, (February 1981).
6. May, P. T.,and Strauch, R. G., "Reducing the Effect of Ground Clutter on Wind Profiler Velocity Measurements", J. Atmos. Oceanic Technol., V.15, (1998), 579–586.
7. Banjanin, Z., Zrníc,D.S., and Cruz, J. R., "A Linear Prediction Approach to Doppler Mean Frequency Retrieval in the Presence of Ground Clutter". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., V.29,(July 1993),1050-1058.

8. Fabry, F., and Keeler, R. J., "Innovative Signal Utilization and Processing. Radar and Atmospheric Science" A Collection of Essays in Honor of David Atlas, R. M. Wakimoto and R. C. Srivastava, eds., AMS, Boston, Mass., 199-214, (2003).

9. Siggia , A.D., and Passarelli, Jr.R.E., "Gaussian Model Adaptive Processing (GMAP) for Improved Ground Clutter Cancellation and Moment alculatation", Proceeding of ERAD 2004, (2004), 67-73.

10. Bachmann, S., DeBrunner,V., Zrnic, D., and Yeary, M., "Adaptive Technique for Clutter and Noise Supression in Weather Radar Exposes Weak Echoes Over an Urban Area", IEEE, (2007).

11. Khider, M., Haddad, B., and Taleb-Ahmed, A., "Analyse multi fractale des échos radar par la méthode des maximums des modules de la transformée en ondelette (MMTO) 2D pour les sites de Bordeaux (France), Sétif (Algérie) : application à l'élimination des échos parasites", Revue Télédétection, V. 8, n° 4, (2008), 271-28 3.

12. Richard, J., Doviak, R.J., Dusan, S., and Zrnic., "Doppler Weather Radar", Proceedings of the IEEE, V. 67, n° 11, (November 1 979), 1522-1528.

13. Willot, F., and Vanderpere, D., " Météorologie", CIRAS de l'Académie de lille, brevet d'initiation aéronautique ,V.2, (September 2005).

14. Doviak,R.J., and Zrnic, D.s., " Doppler Radar and Weather Observation", Dover, 562, (1993).

15. Robert, J.S., "Meteorological Radar", Chapter23, (1990), 1-33.

16. Jeffrey, K.R., and Richard E. P., "Signal Processing for Atmospheric Radars", Chapter 20, (2003), 199-229.

17. Richard, J., "Weather Surveillance Radar-1988 Doppler (WSR-88D)", Integration Program Manager Noaa (2010).
18. Lagha, M., "Estimation de la vitesse moyenne et de la variance d'un cisaillement de vent a basse altitude via des méthodes spectrales", Mémoire de magister en aéronautique, (2003).
19. Abeysekera, S.S., "Performance of Pulse Pair Methode of Doppler Estimation", IEEE Transcation on Aerospace and Electronic System, V.34,n°11;(1988),520-531.
20. Skolnik, M .I., " Radar Handbook" , McGraw-Hill Book Company, 2nd édition. (1990).
21. Schneider, K., and Farge, M., "A Recursive Algorithm for Wavelet Denoising: Applications to Signal and Image Processing", Ecole Normale Supérieure, Paris, France, (2004).
22. UNSER, M., "Wavelet Demystified. Ecole Multirésolution pour l'image", Lyon, (2007).
23. Schneider, K., and Farge, M., " Wavelets : Mathematical Theory ", Elsevier Ltd., (2006).
24. Mallat, S., "A Wavelet Tour of Signal Processing", The Sparse Way. 3ème Edition, Academic Press, New York ,(2009).
25. Ouahabi, A., " Sur la structure cascade-du filtrage à plusieurs entrées ", Colloque GRETSI. Nice, 1985
26. Meyer, Y., "Ondelettes et opérateurs. Tome 1, Hermann", Paris, (1990).

27. Mallat, S., "Multiresolution Approximations and Wavelet Orthonormal Bases of $L^2(\mathbb{R})$ ", Transactions of the American Mathematical Society, V. 315, (1989), 69-87.
28. Burt, P., and Adelson, E., "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code". IEEE Transactions on Communications, V.31, n°4, (1983), 482-540.
29. Daubechies, I., "Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets". Communications on Pure and Applied Mathematics, 41, (1988), 909-996.
30. Donoho, David, L., and Johnstone Iain, M., "Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage ", Biometrika, V. 81, (1994), 425-455.
31. Zrníc, D., "Simulation of Weatherlike Doppler Spectra and Signals", American Meteorological Society, (1975).
32. Robert, D., and Palmer, "Signal Processing Project ", Department of Electrical Engineering University of Nebraska-Lincoln, E L E C, (2002), 484-884.
33. David, D. A., Ernest, G. B., and Emedio, M.B., "Signal Processing Aspects of Windshear Détection" , Technical Feature, Microwave Journal, (September 1993), 76-96.