

UNIVERSITE DE SAAD DAHLEB DE BLIDA

Faculté des Sciences de l'Ingénieur

Département d'Aéronautique

MEMOIRE DE MAGISTER

(en Aéronautique)

Spécialité : Aéronautique

**ESTIMATION DES SPECTRES RADAR DOPPLER PAR LA
METHODE DES ONDELETTES**

Par

TIKHEMIRINE Mohamed

Devant le jury composé de :

S. BOUKRAA	Professeur, USDB	Président
S. BERGHEUL	Maitre de conférences, USDB	Rapporteur
M. LAGHA	Maitre de conférences, USDB	Co-rapporteur
N.E.I. BACHARI	Professeur, USTHB	Examineur
A. ZABOT	Chargé de cours, USDB	Examineur

Blida, 2009

RESUME

Ce travail est entièrement consacré à une étude comparative d'estimateurs de la vitesse radiale Doppler moyenne ainsi que de la largeur spectrale des vitesses (niveau de turbulence) d'une perturbation météorologique détectée par un radar météorologique Doppler à impulsions.

Les estimateurs concernés sont : Pulse pair (Approche temporelle), Fourier (Approche spectrale) et Autorégressif (Approche spectrale).

Un autre estimateur basé sur le débruitage par ondelettes des signaux atmosphériques a été développé, en quête d'améliorer les résultats obtenus par les estimateurs ci-dessus.

ABSTRACT

This work is entirely devoted to a comparative study of the Doppler mean radial velocity as well as the spectral width (level of turbulence) of a meteorological disturbance detected by a pulse Doppler weather radar.

The estimators concerned with are : Pulse pair (Temporal approach), Fourier (Spectral approach) and Autoregressive (Spectral approach).

Another estimator based on denoising by wavelets of the atmospheric signals has been developed in search of improving the results obtained by the estimators above.

ملخص

هذا العمل هو مكرس تماما لإجراء دراسة مقارنة السرعة الشعاعية المتوسطة للدوبلر وكذلك عرض الطيفية (مستوى الاضطراب) من اضطراب الأحوال الجوية الكشف عنها بواسطة رادار دوبلر نبضة الطقس.

والمقـدرون المعنوية هي : Pulse pair (النهج الزمـني) ، Fourier (النهج الطيفي) وAutoregressif (النهج الطيفي).

مقدر آخر على أساس تقليل الضوضاء من الموجات من إشارات في الغلاف الجوي قد وضعت في البحث عن تحسين النتائج التي حصلت عليها المقـدرون أعلاه.

REMERCIEMENTS

Je remercie et loue, tout d'abord, Dieu le Clément pour m'avoir guidé par sa lumière pour me faire sortir des ténèbres de l'ignorance.

Pour ses conseils de sage et d'expérimenté et pour avoir accepté de diriger ma thèse, je remercie Dr Said Bergheul.

Je remercie également Dr mohand Lagha, mon codirecteur de thèse, pour ses différentes aides techniques et expériences dont lui-même a bénéficié dans le domaine des radars météorologiques.

Une profonde reconnaissance va à l'endroit de ma petite famille ainsi que ma grande famille pour leurs soutiens et surtout patience à mon égard.

Je remercie, en outre, toute personne ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

TABLE DES MATIERES

RESUME	
ABSTRACT.....	
ملخص.....	
REMERCIEMENTS	
TABLE DES MATIERES.....	
TABLE DES ILLUSTRATIONS ET GRAPHIQUES.....	
TABLEAUX.....	
CHAPITRE 1 PROBLEMATIQUE ET RECHERCHE BIBLIOGRAPHIQUE	12
1.1 Problématique	12
1.2 Recherche bibliographique.....	13
CHAPITRE 2 LE RADAR METEOROLOGIQUE DOPPLER ET L'ESTIMATION STATISTIQUE	16
2.1 Radar météorologique Doppler	17
2.1.1 Notions du radar doppler	17
2.1.1.1 Effet Doppler	18
2.1.1.2 Décalage en phase	19
2.1.1.3 Vitesse radiale.....	19
2.1.1.4 Vitesse ambiguë.....	19
2.1.1.5 Dilemme Doppler	20
2.1.2 Fréquences et longueurs d'ondes.....	21
2.1.3 Fonctions de l'émetteur	22
2.1.4 Fonctions de l'antenne.....	23
2.1.4.1 Fonction d'émission	23
2.1.4.2 Fonction de réception.....	23
2.1.5 Rapport cyclique (duty cycle).....	23
2.1.6 Volume d'impulsion.....	24
2.1.7 Fonction du récepteur.....	24

2.1.8	Produits du radar doppler météorologique.....	25
2.1.9	Mise en équations.....	25
2.1.9.1	Réfectivité équivalente du radar	27
2.1.9.2	Equation du radar.....	28
2.2	Traitement du signal.....	30
2.3	Estimation statistique des paramètres.....	32
2.4	Estimation de la puissance moyenne reçue	35
2.5	Conclusion	35

CHAPITRE 3 ESTIMATION DES PARAMETRES PAR LES METHODES CLASSIQUES37

3.1	Méthodes temporelles (Pulse pair).....	37
3.1.1	Introduction.....	37
3.1.2	Estimation de la vitesse moyenne	37
3.1.3	Estimation de la largeur spectrale.....	39
3.2	Méthodes fréquentielles (Fourier, autorégressive)	40
3.2.1	Méthode de Fourier	40
3.2.1.1	Introduction	40
3.2.1.2	Estimation de la vitesse moyenne.....	40
3.2.1.3	Estimation de la largeur spectrale	41
3.2.2	Méthode autorégressive	42
3.2.3	Conclusion.....	44

CHAPITRE 4 DEVELOPPEMENT DE LA METHODE DES ONDELETTES45

4.1	Introduction	45
4.2	Position du problème.....	46
4.3	Choix du seuil.....	47
4.3.1	Seuil minimax	48
4.3.2	Seuil universel	49

4.3.3	Seuil SURE.....	50
4.4	Stratégies de seuillage	51
4.4.1	Seuillage dur.....	51
4.4.2	Seuillage mou.....	51
4.4.3	Autres seuillages	52
4.5	Choix de l'ondelette.....	52
4.6	Traitement du signal par les ondelettes.....	53
4.7	Conclusion	54
	 CHAPITRE 5 RESULTATS ET COMMENTAIRES.....	 55
5.1	Introduction	55
5.2	Modélisation Gaussienne des échos radar	56
5.3	Génération des données de simulation.....	57
5.3.1	Environnement de programmation.....	59
5.3.2	Paramètres d'implémentation	59
5.4	Statistique des données générées	60
5.5	Effets des paramètres d'entrée	65
5.5.1	Effet du nombre d'échantillons	65
5.5.2	Effet de la largeur spectrale.....	66
5.5.3	Effet de la puissance de pic.....	67
5.5.4	Effet du SNR.....	69
5.6	Algorithmes de simulation	70
5.6.1	Algorithme de la méthode Pulse Pair.....	70
5.6.2	Algorithme de la méthode Fourier.....	71
5.6.3	Algorithme de la méthode A.R.....	72
5.6.4	Algorithme de la méthode des ondelettes.....	74
5.7	Résultats de simulation	75
5.7.1	Résultats de la méthode Pulse Pair.....	76

5.7.2	Résultats de la méthode Fourier.....	78
5.7.3	Résultats de la méthode A.R.....	80
5.7.4	Résultats de la méthode des ondelettes.....	82
5.8	Application des algorithmes sur des données réelles.....	84
5.8.1	Résultats de la méthode Pulse pair.....	84
5.8.2	Résultats de la méthode Fourier.....	86
5.8.3	Résultats de la méthode A.R.....	87
5.8.4	Résultats de la méthode des Ondelettes.....	89
5.9	Comparaison des résultats.....	90
5.9.1	Données de simulation.....	90
5.9.2	Données réelles.....	93
5.10	Conclusion.....	95
CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS.....		97
REFERENCES.....		100
ANNEXE A.....		103
1.	L'ondelette.....	103
2.	Exemples :.....	104
3.	Spectre d'énergie d'une ondelette.....	105
4.	La transformée en ondelettes.....	106
5.	La transformée en ondelettes discrète.....	107
6.	Mise à l'échelle dyadique.....	108
7.	La fonction d'échelle et la représentation multirésolution.....	109
8.	L'équation d'échelle et l'équation d'ondelette associée.....	111
9.	Détails et approximations.....	112
10.	Seuillage.....	114
ANNEXE B.....		116
1.	Vent.....	116
2.	Orage.....	116
3.	Tornade.....	117

TABLE DES ILLUSTRATIONS ET GRAPHIQUES

Figure 2-1: Schéma de principe d'un radar 18

Figure 2-2 : Illustration du dilemme Doppler pour le WSR-88D. 21

Figure 2-3: Illustration de la fréquence de répétition 24

Figure 2-4: Schéma bloc du radar..... 25

Figure 2-5: Volume rempli par le faisceau à une distance r 27

Figure 2-6 : Spectre Doppler : présente la puissance reçue, la vitesse radiale moyenne et la largeur spectrale des vitesses. 31

Figure 2-7: Ensemble de particules aléatoires pour lesquelles les positions instantanées sont décrites par des vecteurs r_k par rapport au radar. 34

Figure 2-8 : 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. 34

Figure 3-1 : (a) : Spectre Doppler symétrique autour de f . (b) : Le même spectre Doppler décalé de f se retrouve symétrique autour de l'origine. 38

Figure 3-2 : Représentation du modèle stochastique. 43

Figure 4-1 : Etapes du traitement de signal par les ondelettes. 53

Figure 5-1 : Fonction de la densité de probabilité de l'amplitude 60

Figure 5-2 : Fonction de la densité de probabilité de la phase 61

Figure 5-3 : Fonction de la densité de probabilité de la puissance. 61

Figure 5-4 : Spectre du décalage Doppler exprimé en vitesse (en haut) et la série temporelle correspondante. 62

Figure 5-5 : Histogramme du signal en phase I en (a) et du signal déphasé en quadrature Q en (b) sont d'une forme gaussienne (cloche). 63

Figure 5-6 : Fonction de densité spectrale de puissance. 64

Figure 5-7 : Diagramme de dispersion des composantes I et Q. 64

Figure 5-8 : Effet du nombre d'échantillons : en a) $N=128$ et en b) $N=256$; 66

Figure 5-9 : Effet de la largeur spectrale : en a) $\sigma = 2$ et en b) $\sigma = 8$ 67

Figure 5-10 : Effet de la puissance de pic : en a) $P=125$ kW et en b) $P=750$ kW.-----	68
Figure 5-11 : Effet du SNR : en a) $SNR = 2$ et en b) $SNR = 15$ -----	69
Figure 5-12 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode <i>Pulse Pair</i> (Données de simulation).-----	76
Figure 5-13 : Erreur commise sur l'estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode <i>Pulse Pair</i> (Données de simulation). -----	77
Figure 5-14 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode <i>Pulse Pair</i> (Données de simulation). -----	77
Figure 5-15 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode de <i>Fourier</i> (Données de simulation). -----	78
Figure 5-16 : Erreur commise sur l'estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode de <i>Fourier</i> (Données de simulation). -----	79
Figure 5-17 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode de <i>Fourier</i> (Données de simulation). -----	79
Figure 5-18 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode <i>Autorégressive</i> (Données de simulation).-----	80
Figure 5-19 : Erreur commise sur l'estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode <i>Autorégressive</i> (Données de simulation). -----	81
Figure 5-20 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode <i>Autorégressive</i> (Données de simulation).-----	81
Figure 5-21 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode des <i>Ondelettes</i> (Données de simulation). -----	82
Figure 5-22 : Erreur commise sur l'estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode des <i>Ondelettes</i> (Données de simulation).-----	83
Figure 5-23 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode des <i>Ondelettes</i> (Données de simulation).-----	83
Figure 5-24 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode <i>Pulse Pair</i> (Données réelles).-----	85
Figure 5-25 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode <i>Pulse Pair</i> (Données réelles). -----	85
Figure 5-26 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode de <i>Fourier</i> (Données réelles). -----	86
Figure 5-27 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode de <i>Fourier</i> (Données réelles). -----	87

Figure 5-28 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode <i>Autorégressive</i> (Données réelles).-----	88
Figure 5-29 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode <i>Autorégressive</i> (Données réelles).-----	88
Figure 5-30 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode des <i>Ondelettes</i> (Données réelles).-----	89
Figure 5-31 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode des <i>Ondelettes</i> (Données réelles).-----	90
Figure 5-32 : Estimation de la vitesse moyenne par les différents estimateurs (Données de simulation).-----	91
Figure 5-33 : Erreurs commises sur la vitesse moyenne par les différents estimateurs (Données de simulation).-----	92
Figure 5-34 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par les différents estimateurs (Données de simulation).-----	92
Figure 5-35 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par les estimateurs Pulse pair et les ondelettes (Données de simulation).-----	93
Figure 5-36 : Estimation de la vitesse moyenne par les différents estimateurs (Données réelles).-----	94
Figure 5-37 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par les différents estimateurs (Données réelles).-----	94
Figure 5-38 : Représentation des temps d'exécution des différents algorithmes utilisés pour 10 portes en distances (Données réelles).-----	95
Figure A-1: Ondelette de la dérivée seconde d'une gaussienne ou sombrero.-----	104
Figure A-2: Ondelette de Morlet.-----	105
Figure A-3: Ondelette dérivée seconde d'une gaussienne-----	105
Figure A-4: Spectre d'énergie de l'ondelette représentée ci-haut où f_p est la fréquence de pic, f_c est la fréquence passe-bande et σ l'écart-type du spectre.-----	106
Figure A-5 : Fonction d'échelle en blocs $\varphi_{0,0}(t)$ représentée à l'échelle une (indice $m=0$) et la position $n=0$, en gras, ainsi que ses dilatations à cette même position $\varphi_{1,0}(t)$ et $\varphi_{2,0}(t)$.-----	110
Figure A-6 : (a) sinusoïde $x(t)$ à traiter. (b) Approximations x_{mt} de la sinusoïde à échelles m croissantes. La largeur de la fonction d'échelle $\varphi_{m,n}(t)$ prise à l'échelle m est mise en évidence par des flèches.-----	111
Figure A-7 : Etape élémentaire de la transformée en ondelettes.-----	113

Figure A-8 : Principe de la transformée en ondelettes discrète par bancs de filtres.--	113
Figure A-9 : Schéma synoptique du débruitage par ondelettes -----	114
Figure A-10 : Seuillage d'un vecteur dont les valeurs des composantes sont comprises entre -1 et 1 par les seuillages brut et mou avec un seuil $\lambda=0.4$ -----	115

TABLEAUX

<i>Tableau 2-1: Bandes de fréquences utilisées par le radar météorologique (S,C,X).....</i>	22
Tableau 2-2: Etendue de la réflectivité en correspondance avec la nature de la précipitation.	30
Tableau 4-1 : Coefficients λN^* et λN	49

CHAPITRE 1

PROBLEMATIQUE ET RECHERCHE BIBLIOGRAPHIQUE

1.1 Problématique

Plusieurs secteurs s'intéressent aux services de la météorologie. Les informations fournies par ces derniers ne sont pas exploitées uniquement comme avertissement contre un éventuel danger naturel (averses de pluie susceptibles de provoquer des inondations, éboulement de neige, crues, etc.) mais aussi et simplement pour le fonctionnement avec rendement des services de la vie quotidienne.

Ainsi, les professionnels de l'agriculture sont soucieux de connaître l'ampleur des gelées, des précipitations, des vents (très important pour le traitement des arbres ou autres plantations), des orages et risques de grêle. Toutes ces données sont primordiales pour les plantations, les labours, l'irrigation, etc.

Les services d'énergie (électricité et gaz) s'intéressent également aux conditions atmosphériques. Pour eux, il est important de connaître les températures et les couvertures nuageuses afin de prévoir les consommations d'énergie. De renforcer le service de permanence pour d'éventuels dépannages.

Pour la marine, également, un bateau ne peut quitter le bord de la terre ferme s'il ne dispose pas de moyens d'être informé de l'évolution des conditions atmosphériques.

Pour l'aéronautique, les cartes de vent (direction, force, température) sont essentielles pour calculer la consommation de carburant et la charge utile d'un avion ainsi que la durée du trajet par une route aérienne choisie.

Par ailleurs, les orages représentent un milieu hostile aux vols : ils représentent, en effet, une source d'aléas et de dangers pour le matériel et surtout pour les

personnes. C'est pour cela que la détection et la localisation de toute turbulence atmosphérique est d'une grande utilité pour toute activité aéronautique.

En vol, aussi bien qu'aux phases de décollage et d'atterrissage, les phénomènes orageux dangereux rencontrés sont, entre autres :

- Turbulences,
- Cisaillement de vent,
- Tornades, trombes,
- Givrage,
- Grêle,
- Foudre,
- Fortes précipitations.

Pour tous ces motifs et d'autres, la météorologie joue un grand rôle dans la vie des hommes. Des moyens, humains et matériels, considérables sont mis en œuvre pour mener à bien les missions de mesures et de prévisions des différents paramètres atmosphériques.

Outre les stations de mesures localisées, les radars météorologiques constituent un moyen incontournable pour la détection lointaine de perturbations atmosphériques.

Les radars météorologiques jouent un rôle vital dans la prévision météorologique à court terme et pour la recherche dans le domaine de la météorologie. Ils sont couramment utilisés en météorologie pour surveiller les tempêtes et suivre leurs évolutions, aussi bien qu'observer les vents et détecter les régions d'où pourraient se développer des conditions météorologiques rigoureuses.

Il existe deux types de radars météorologiques. Les radars classiques pouvant localiser les précipitations et mesurer leur intensité. Les radars Doppler indiquent la direction et la vitesse des gouttes de pluie, de la neige ou des grêlons. Ils prévoient avec plus de précision le mouvement des nuages ou des matières en suspension dans l'air (aérosols).

Le présent travail repose sur le radar météorologique pulsé Doppler.

1.2 Recherche bibliographique

Récemment, beaucoup de travail s'est fait et continue de se faire dans le développement d'algorithmes de traitement des signaux radar dans le domaine

fréquentiel, 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 dans le spectre Doppler même en présence de sévères contaminations (bruits). Ce signal sera utilisé seul à la détermination des caractéristiques du vecteur vent.

L'accent mis sur le traitement dans le domaine fréquentiel est dû au fait qu'il est plus aisé de manipuler l'information spectrale puisque le volume de données est réduit de manière significative à cause de l'effet de compression des données lors du calcul du périodogramme et de l'intégration spectrale.

Le traitement modifié dans le domaine temporel a été proposé pour réduire les problèmes causés par les signaux contaminants [Tsuda, 1989]. Parmi ces problèmes, il y a celui relatif à l'optimisation du taux signal-bruit (SNR) de l'impulsion unique pour l'amélioration de la détection de signal en présence de bruits.

Les signaux fouillis causés par le sol et ceux intermittents se superposent parfaitement avec le signal atmosphérique désiré [G. Teschke]. En 1998, May & Strauch ont proposé l'utilisation de filtre numérique linéaire de convolution avec une bande de rejet autour de l'effet Doppler zéro. L'inconvénient de ce filtre est la nécessité d'une longue séquence et qu'il ne prémunit nullement contre les signaux fouillis intermittents pouvant survenir à de fréquences quelconques.

Par ailleurs, en 1998, J.C. Boisse et al. ont proposé la méthode des ondelettes pour éliminer l'écho d'avions des signaux radar profileurs de vents.

En général, les problèmes liés à l'élimination de bruit ne se suffisent pas du filtrage temporel ou du filtrage spectral par Fourier pour obtenir un résultat optimal [Teschke, 1998]. La plupart des méthodes implémentées sont inefficaces. Les raisons principales de l'efficacité particulière de l'analyse par ondelettes peuvent être résumées par :

- Le fait que la contamination apparaît souvent de manière non-stationnaire et transitoire joue en faveur des propriétés de localisation des ondelettes [Burrus, 1998].
- Disponibilité d'une grande variété de filtres par ondelettes.
- La transformée en ondelettes est aussi/moins complexe à calculer que la FFT [Kaiser, 1994].

Plusieurs travaux ont été menés dans le domaine de débruitage par ondelettes [J.C. Boisse et al.]. La transformée en ondelettes a été utilisée pour filtrer les échos

d'avions d'une manière efficace. Le temps de calcul s'en trouve ainsi réduit par rapport à celui des méthodes basées sur la transformée de Fourier particulièrement lorsque la séquence utilisée est longue.

Par ailleurs, J.R Jordan et al., en 1997, a présenté deux algorithmes distincts à base de la transformée en ondelettes : l'un pour enlever l'écho indésirable du sol (ground clutter) des échos radar profileurs de vent et l'autre algorithme est plutôt pour filtrer les signaux radar des bruits intermittents ou transitoires.

S. Dahlke et G. Teschke, en 2003, ont introduit dans leurs travaux l'usage des ondelettes pour la reconstruction des densités de la réflectivité continue de radar météorologique ainsi que l'analyse des données discrètes des radars profileurs de vent.

CHAPITRE 2

LE RADAR METEOROLOGIQUE DOPPLER ET L'ESTIMATION STATISTIQUE

Les radars météorologiques conventionnels fonctionnant depuis la fin des années 40 étaient utilisés pour la détection des précipitations pluviales et la détection de nuages chargés de pluie sur de grandes surfaces (jusqu'à 300 Km du radar).

Actuellement, les radars Doppler sont devenus le standard opérationnel. Ils fournissent non seulement les mesures de la réflectivité radar (comme les radars conventionnels), mais aussi les variations de la fréquence du signal réfléchi.

Les variations de la fréquence peuvent être utilisées pour la détermination de la vitesse radiale de cibles (principalement les précipitations atmosphériques et les fluctuations de l'indice de réfraction de l'air).

Grâce aux percées technologiques, les caractéristiques du radar météorologique Doppler, WSR-88D, dépassent de loin celles des systèmes Doppler plus anciens. Ces caractéristiques incluent un mélange complémentaire de détection de vitesse, plus grande puissance et sensibilité, et l'intégration des ordinateurs de pointe. Cette automatisation fournit à des prévisionnistes une richesse d'information. Le WSR-88D non seulement peut détecter le mouvement et la vitesse de cible, mais peut également examiner des circulations internes d'orage aussi bien que détecter des mouvements atmosphériques en air limpide. Le WSR-88D excelle en détectant des événements de temps sévères, et plus important, augmentation de l'avance du temps d'avertissement.

[1]

2.1 Radar météorologique Doppler

2.1.1 Notions du radar doppler

Le radar météorologique Doppler est un instrument de télédétection active à court terme. Il génère et émet des impulsions d'ondes électromagnétiques de fréquence donnée.

Ses fonctionnalités peuvent être résumées par:

- Observation des nuages,
- Estimation des précipitations,
- Mesure de la vitesse du vent.

Le radar météorologique pulsé Doppler est principalement constitué:[7]

- d'un radar : composé d'une antenne, d'un émetteur, d'un récepteur.
- d'un système de traitement des signaux : estimateurs de la réflectivité, de la vitesse et de la largeur de spectre de la vitesse. Annulation du fouillis du sol, formatage des données.
- d'un système d'analyse et de visualisation des données : processeurs d'analyse météorologique, affichage de couleurs associées, et de différents ports de communication.

Le modulateur donne l'ordre à l'émetteur de transmettre une impulsion durant un certain temps bien déterminé. Celui-ci génère l'énergie nécessaire pour l'envoi. L'antenne concentre cette énergie sous forme de faisceau dirigé vers une direction désirée et attend la réception de l'écho pour le communiquer au récepteur. Le rôle du duplexeur est, d'abord, de connecter l'émetteur à l'antenne durant la phase de l'émission. Il connecte, ensuite, l'antenne au récepteur durant la phase de réception.

Le récepteur amplifie l'énergie reçue, parce qu'elle est très faible, jusqu'à un niveau exploitable par le bloc de traitement.

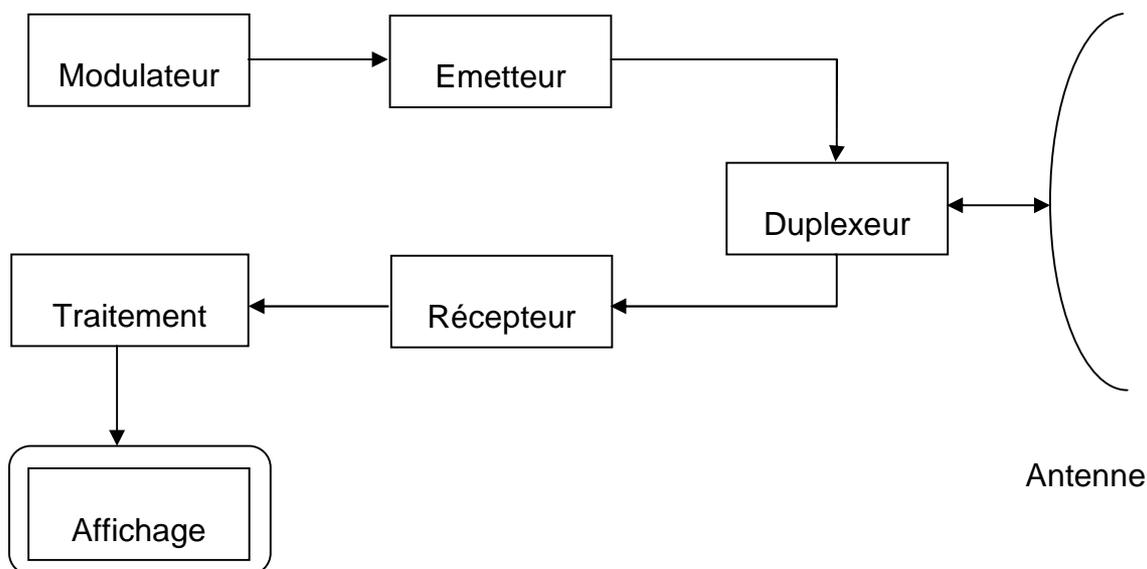


Figure 2-1: Schéma de principe d'un radar

Celui-ci traite l'information reçue pour l'envoyer à l'affichage pour qu'un opérateur puisse l'interpréter.

Le principe de la détection est basé sur la transmission de puissantes et très brèves impulsions d'énergie électromagnétique concentrée dans un faisceau étroit dans l'atmosphère suivie d'une dispersion (réflexion) de ce signal sur des particules rencontrées dans l'air (gouttelettes d'eau, poussières, insectes...) et de la réception de cette énergie réfléchiée par une antenne.

2.1.1.1 Effet Doppler

Découvert par Doppler, il consistait en une variation de fréquence sonore proportionnelle à la vitesse de la source mobile.

$$f_d = \frac{v}{\lambda} = \frac{2v}{\lambda} \quad (2.1)$$

Le radar Doppler exploite plus ou moins la même chose, mais à un degré de précision plus élevé. Alors qu'une cible se déplace vers un radar, la fréquence est augmentée ; si la cible s'éloigne d'un radar, la fréquence est réduite. Le radar alors compare le signal reçu à la fréquence du signal transmis et mesure le décalage de fréquence, donnant le mouvement et la vitesse de la cible. Tandis que la fréquence de

l'énergie électromagnétique est modifiée par des cibles mobiles, la variation est habituellement trop légère pour être mesurée avec précision. Par conséquent, le radar Doppler se concentre sur la phase de l'énergie électromagnétique, car cet aspect présente un plus grand degré de variation et augmente la probabilité de détecter le mouvement.[1]

2.1.1.2 Décalage en phase

La phase d'une onde est un point spécifique ou un repère le long de cette onde. Un déphasage est un repositionnement observable de ce repère entre les transmissions successives. Un radar pulsé Doppler, sous sa forme la plus simple, fournit un signal de référence par lequel des variations de la phase des impulsions successivement reçues peuvent être identifiées. La phase connue du signal transmis permet la mesure de la phase du signal reçu. L'effet Doppler s'est associé à l'écho à partir duquel le retour lancé est calculé à partir du taux de variation de la phase.[1]

$$\frac{\Delta\varphi}{\Delta t} = \frac{4\pi}{\lambda} v \quad (2.2)$$

2.1.1.3 Vitesse radiale

Il convient de souligner qu'à partir du mouvement d'une cible détectée par le radar pulsé Doppler, on ne peut extraire que la composante radiale de la vitesse de cette cible mouvante. Ceci est réalisé en mesurant le déphasage entre deux instants donnés.

$$v = \frac{\Delta\varphi}{\Delta t} \times \frac{\lambda}{4\pi} \quad (2.3)$$

2.1.1.4 Vitesse ambiguë

La fréquence Doppler maximale, $f_{d_{max}}$, appelée aussi fréquence de Nyquist, pouvant être mesurée sans ambiguïté vaut la moitié de la fréquence de répétition d'impulsion (*Pulse Repetition Frequency = PRF*) du radar :

$$f_{d_{max}} = \frac{PRF}{2} \quad (2.4)$$

Par conséquent, la vitesse maximale non ambiguë (Nyquist) est

$$v_a = \pm PRF \frac{\lambda}{4} \quad (2.5)$$

Ainsi, l'intervalle des vitesses non ambiguës mesurées est $[-v_a, +v_a]$. Une vitesse $v > +v_a$ serait interprétée comme une vitesse de sens opposée.[3][6]

2.1.1.5 Dilemme Doppler

Si l'on veut détecter de plus grandes vitesses sans ambiguïté, on agit soit sur la longueur d'onde du signal en l'étirant (mais alors, il serait impossible de détecter une partie des plus petites particules: diffusion de *Rayleigh*) soit sur la PRF en l'augmentant.

La portée maximale non ambiguë est définie comme étant la distance maximale à partir de laquelle le signal réfléchi d'une impulsion est reçu avant la transmission de l'impulsion suivante.

$$r_a = \frac{c}{2 * PRF} \quad (2.6)$$

L'écho d'une cible à une distance $r > r_a$ est interprété comme étant l'écho d'une nouvelle impulsion à une distance $r - r_a$.

Le dilemme Doppler est résumé par l'expression suivante [1][7]

$$v_a \times r_a = c \frac{\lambda}{8} \quad (2.7)$$

Le dilemme de Doppler est provoqué par des restrictions physiques basées sur les lois de la nature. Une des manières du radar WSR-88D de gérer ce dilemme est de fonctionner à des PRFs variables, collectant l'information de réflectivité à de basses PRFs et des informations de vitesse à de hautes PRFs. Les deux ensembles d'informations réunis sont comparés et traités pour estimer les vraies vitesses et portées radiales.[1]

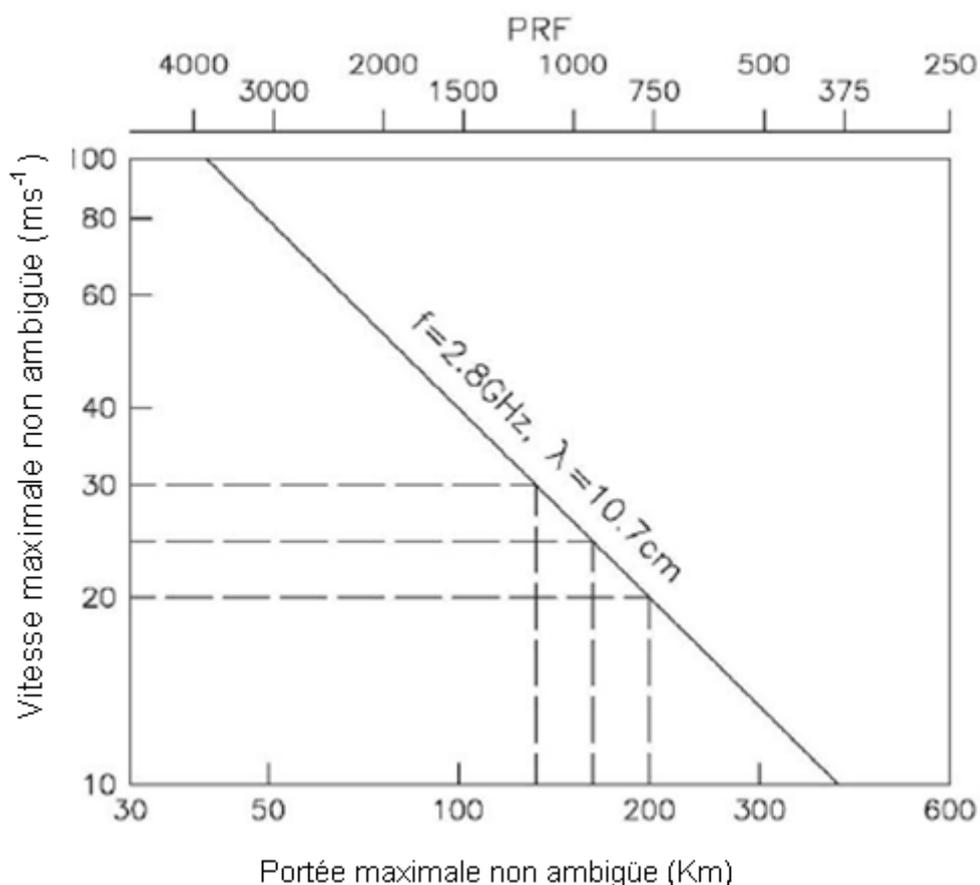


Figure 2-2 : Illustration du dilemme Doppler pour le WSR-88D.

Sur la figure ci-dessus, les lignes discontinues mettent en relief l'association des couples vitesse non-ambiguë et distance non-ambiguë.

2.1.2 Fréquences et longueurs d'ondes

Les radars météorologiques utilisent les bandes de fréquences S, C et X.

Les radars à bande S ne sont pas facilement atténués. Pour cela, ils sont utilisés pour les observations météorologiques proches et lointaines. L'inconvénient des radars de ce type est qu'ils nécessitent des antennes de grandes dimensions (plus de 8m de diamètres). Ils nécessitent, également, une grande puissance d'émission (>750 KW).

Les radars à bande C sont plus facilement atténués que les précédents. Ils sont utilisés pour des observations météorologiques à de courtes distances. Ils ne nécessitent pas d'aussi grandes antennes que celles des radars à bande S (jusqu'à 270 KW).

Quant aux radars à bande X, ils sont utilisés plus que les deux précédents. Ils sont alors utilisés pour des observations météorologiques à de plus courtes distances.

Ils sont utilisés pour détecter de très petites particules d'eau dans les nuages. Ils sont utilisés, également, pour la détection des précipitations de neige.

Le tableau suivant regroupe les différentes bandes de fréquences de signaux électromagnétiques pouvant être utilisés par les radars.

Bande radar	Fréquence (f)	Longueur d'onde (λ)
HF	3 – 30 MHz	10 – 100 m
VHF	30 – 300 MHz	1 – 10 m
UHF	300 – 1000 MHz	0.3 – 1 m
L	1 – 2 GHz	15 – 30 cm
S	2 – 4 GHz	8 – 15 cm
C	4 – 8 GHz	4 – 8 cm
X	8 – 12 GHz	2.5 – 4 cm
Ku	12 – 18 GHz	1.7 – 2.5 cm
K	18 – 27 GHz	1.2 – 1.7 cm
Ka	27 – 40 GHz	.75 – 1.2 cm
W	40 – 300 GHz	1 – 7.5 mm

Tableau 2-1: Bandes de fréquences utilisées par le radar météorologique (S,C,X).

2.1.3 Fonctions de l'émetteur

L'émetteur du radar fournit de la puissance microonde pour les impulsions émises sous forme d'énergie de fréquences radio.

- Le modulateur de l'émetteur emmagasine l'énergie durant l'intervalle de temps entre deux impulsions.
- L'émetteur utilise une série d'impulsions de temporisation (trigger) à un taux établissant la PRT (fréquence de répétition des impulsions).
- L'impulsion de temporisation excite le modulateur pour délivrer son énergie durant un court instant (largeur de l'impulsion) sous forme de haute tension et haute puissance.
- L'impulsion est amplifiée puis délivrée au circulateur sous forme d'une onde sinusoïdale le long de l'impulsion.

2.1.4 Fonctions de l'antenne

Généralement, le radar est monostatique : la même antenne sert pour l'émission et pour la réception des signaux.

2.1.4.1 Fonction d'émission

- L'impulsion à transmettre est envoyée à travers un guide d'ondes au cornet d'alimentation (feed horn).
- Celui-ci émet l'impulsion vers le réflecteur de l'antenne.
- Celui-ci concentre l'impulsion dans le faisceau étroit et d'une manière directionnelle.
- La forme du réflecteur détermine la forme du faisceau.

2.1.4.2 Fonction de réception

- Le réflecteur intercepte l'énergie réfléchiée par les cibles.
- L'énergie est collectée puis conduite vers le récepteur à travers le circulateur.
- La taille du réflecteur affecte la quantité de l'énergie reçue.

2.1.5 Rapport cyclique (duty cycle)

- La durée de l'impulsion est : τ [μsec]
- La longueur de l'impulsion est : h [m]
- La période de répétition de l'impulsion est : T_r [msec]

Le rapport cyclique est τ/T_r

Les radars météorologiques envoient des impulsions d'énergie avec des périodes d'écoute relativement longues.

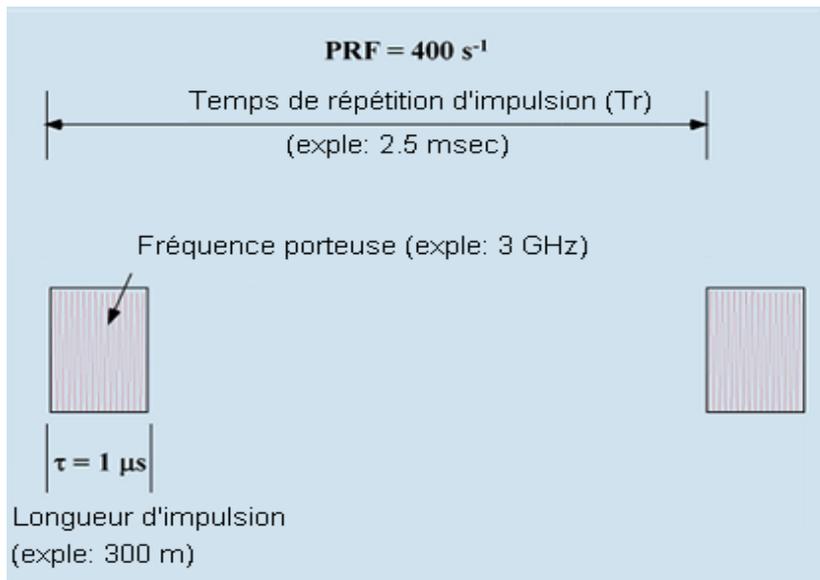


Figure 2-3: Illustration de la fréquence de répétition

2.1.6 Volume d'impulsion

- La résolution angulaire est d'autant mieux que la largeur du faisceau de l'antenne est petite.
- Plus la largeur du faisceau est petite, plus de temps à balayer un volume est nécessaire.
- L'antenne est d'autant plus grande que la largeur du faisceau est petite.
- La plupart des radars météorologiques (Nexrad) utilisent des faisceaux de largeurs d'environ 1°.

Exemple : pour balayer 360° et 20° d'élévation, 7200 = 360x20 éléments doivent être traités. Le temps de pause (Dwell Time) est d'environ 0.05 sec.

Le temps nécessaire pour balayer tout le volume est

$$T = 7200 \times 0.05 = 360 \text{ sec} = 6 \text{ min}$$

Si un orage convectif (évoluant rapidement) est considéré alors 6 minutes, c'est trop long !

2.1.7 Fonction du récepteur

Le récepteur est l'organe le plus important de toute la composition du radar, sans toutefois négliger les rôles des autres composants. Il permet principalement de :

- Abaisser la fréquence du signal reçu vers une fréquence intermédiaire IF.

- Amplifier le signal IF.
- Filtrer le signal obtenu du bruit et autres interférences.
- Amplifier le signal désiré vers un niveau où l'information de la cible peut être utilisée par le processeur de signaux.

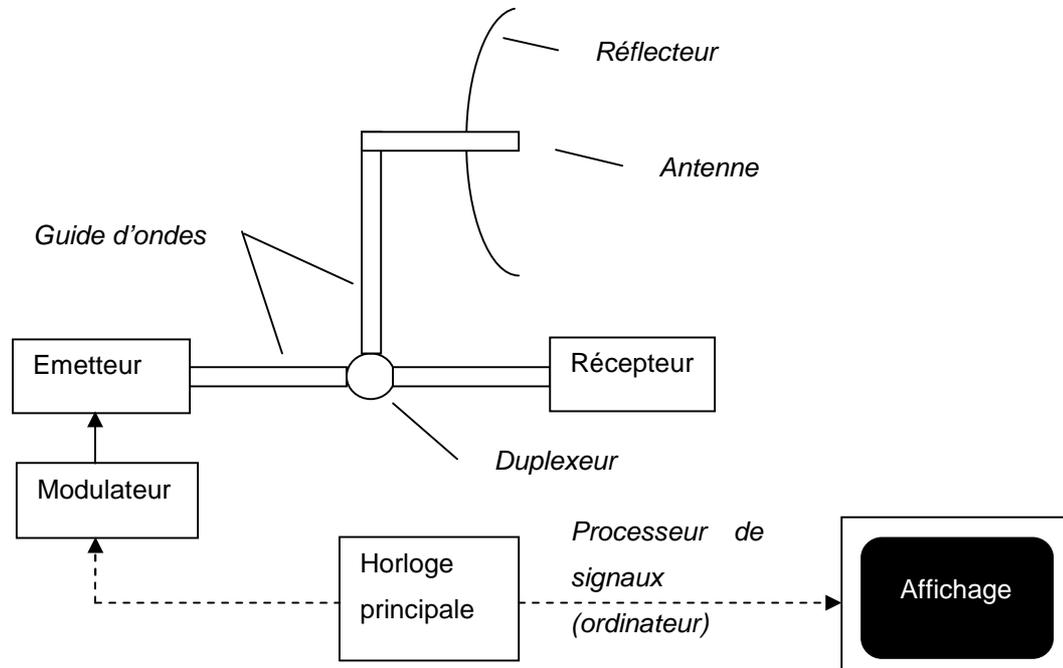


Figure 2-4: Schéma bloc du radar

2.1.8 Produits du radar doppler météorologique

Le radar météorologique Doppler fournit les estimations des paramètres atmosphériques de base :

- Le facteur de réflectivité radar Z [dBZ]
- La vitesse radiale V [ms^{-1}]
- La largeur du spectre des vitesses W [ms^{-1}]

2.1.9 Mise en équations

On considère un radar monostatique tel que le WSR-88D de puissance transmise par crête, P_t , de gain d'antenne, G , illuminant une cible unique dont la surface équivalente radar est σ_b à une distance r .

La densité de puissance incidente, P_i , si l'on suppose qu'il n'y a aucune perte, est

$$P_i = \frac{P_t G}{4\pi r^2} \quad (2.8)$$

Si la cible n'absorbe pas d'énergie et la réfléchit de manière isotropique alors la puissance de retour, P_r , interceptée par l'antenne radar est

$$P_r = \frac{P_t G}{4\pi r^2} \sigma_b \frac{1}{4\pi r^2} A_e \quad (2.9)$$

Où A_e représente le secteur d'ouverture efficace de l'antenne et vaut (selon la théorie des antennes)

$$A_e = \frac{G\lambda^2}{4\pi} \quad (2.10)$$

On obtient ainsi l'expression de la puissance de retour mesurée au niveau de l'antenne,

$$P_r = \left\{ \left[\left(\frac{P_t G}{4\pi r^2} \right) \sigma_b \right] \frac{1}{4\pi r^2} \right\} \frac{G\lambda^2}{4\pi} \quad (2.11)$$

P_r : Puissance collectée par l'antenne.

$\left[\left(\frac{P_t G}{4\pi r^2} \right) \sigma_b \right]$: Puissance réfléchiée par la cible.

$\left\{ \left[\left(\frac{P_t G}{4\pi r^2} \right) \sigma_b \right] \frac{1}{4\pi r^2} \right\}$: Densité de puissance au niveau de l'antenne de réception

$\left(\frac{P_t G}{4\pi r^2} \right)$: Densité de puissance incidente

Dans le cas de cibles météorologiques, le radar illumine un grand nombre de cibles (gouttelettes de pluie) au même moment et la puissance moyenne de retour est

$$\bar{P}_r = \frac{P_t G^2 \lambda^2}{(4\pi)^3 r^4} \sum_{i=1}^N \sigma_{bi} \quad (2.12)$$

La somme s'effectue sur le volume à partir duquel la puissance est reçue simultanément. Si les cibles sont uniformément distribuées alors

$$\sum_{i=1}^N \sigma_{bi} = \text{volume} \times \eta \quad (2.13)$$

η est la surface équivalente radar par unité de volume. Le volume dont il s'agit est (voir figure 2.5) :

$$volume = Vol = \pi \left(\frac{r\theta}{2}\right) \left(\frac{r\phi}{2}\right) \left(\frac{c\tau}{2}\right)$$

Ou encore

$$Vol = \frac{\pi\theta\phi r^2}{8} c\tau \quad (2.14)$$

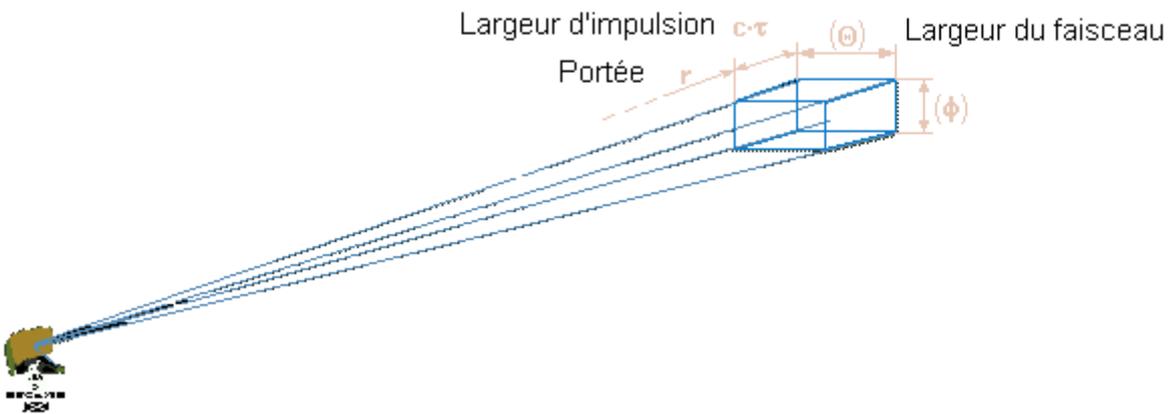


Figure 2-5: Volume rempli par le faisceau à une distance r

2.1.9.1 Réfectivité équivalente du radar

Pour un météorologiste, la quantité d'eau contenue dans un volume de détection est très significative. Le radar météorologique décrit les cibles par un facteur appelé réflectivité équivalente radar, Z_e , relié à η par l'expression suivante : [4][7]

$$\eta = \frac{\pi^5}{\lambda^4} |K|^2 Z_e \quad (2.15)$$

Où $|K|^2$ représente l'indice de réfraction complexe ($K=0.93$ pour l'eau et $K=0.208$ pour la glace). Si l'on considère que les gouttelettes de pluie des sphères de diamètre D_e alors l'expression de la réflectivité équivalente Z_e se réduit à :

$$Z_e = \frac{6\lambda^4 \sigma_b M}{\pi^6 |K|^2 \rho D_e^3} \quad (2.16)$$

Où M est la masse de l'eau liquide et ρ la densité de l'eau. Ce rapport est usuellement exprimé en mm^6m^{-3} . Il nécessite un facteur de conversion de 10^{-18} pour qu'il soit consistant avec les unités de η [m^{-1}](unité de surface sur unité de volume).

2.1.9.2 Equation du radar

La surface équivalente composite est donnée par l'expression suivante :

$$\sum_{i=1}^N \sigma_{bi} = Vol \times \eta = \frac{c\tau \pi \theta^2 r^2 \pi^5}{2 \cdot 8 \ln 2 \lambda^4} |K|^2 Z_e \quad (2.17)$$

On substitue cette expression dans l'équation de la puissance moyenne réfléchie:

$$\bar{P}_r = \frac{\pi^3 P_t G^2 \theta^2 c \tau |K|^2 Z_e}{2^{10} \lambda^2 r^2 \ln 2} L \quad (2.18)$$

Ou encore:

$$\bar{P}_r = \frac{\pi^3 c}{\underbrace{1024 \ln 2}_{\text{constantes}}} \frac{P_t \tau G^2 \theta^2}{\underbrace{\lambda^2}_{\text{radar}}} \frac{|K|^2 Z_e}{\underbrace{r^2}_{\text{cible}}} L \quad (2.19)$$

Où : . \bar{P}_r : Puissance moyenne de retour, [watts]

. P_t : Puissance crête transmise, [watts]

. G : gain d'antenne, [sans unités]

. λ : longueur d'onde, [m]

. θ : largeur de faisceau, [radian]

. τ : durée d'impulsion, [sec]

. c : vitesse de propagation de la lumière, [ms^{-1}]

. r : portée radar jusqu'au volume de considéré, [m]

. Z_e : facteur de réflectivité équivalente radar, m^3 (les unités [mm^6m^{-3}] sont souvent utilisées pour l'équation empirique des précipitations).

. K : indice de réfraction complexe.

. L : facteur de pertes associées avec la propagation et la détection du récepteur.

D'où l'on formule l'expression du facteur de réflectivité équivalente du radar:

$$Z_e = \frac{1024 \ln 2}{c \pi^3} \frac{\lambda^2}{P_t \tau G^2 \theta^2} \frac{\bar{P}_r r^2}{|K|^2} \frac{1}{L} \quad (2.20)$$

Si les conditions suivantes sont satisfaites, alors le facteur de réflectivité équivalente Z_e devient tout simplement le facteur de réflectivité Z et dont l'expression est:

$$Z = \frac{1024 \ln 2}{c \pi^3} \frac{\lambda^2}{P_t \tau G^2 \theta^2} \frac{\bar{P}_r r^2}{|K|^2} \quad (2.21)$$

[mm^6/m^3] est l'unité standard utilisée.

- Les particules des précipitations sont des sphères diélectriques homogènes et de même nature.
- Les particules sont répandues sur toute la région considérée.
- Le facteur de réflectivité Z est uniforme et constant sur toute la région considérée.
- L'atténuation des microondes est négligeable sur toute la distance séparant la cible et l'antenne du radar.

Cette expression représente l'intensité du signal reçu par le radar. Elle est normalement utilisée sur une échelle logarithmique et c'est sous celle-ci qu'elle est affichée sur écran:

$$dBZ = 10 \log(Z) \quad (2.22)$$

Etendue numérique de Z :

$dBZ = 10 \log \left(\frac{Z}{1 \text{ mm}^6/\text{m}^3} \right)$	$Z = 10^{10 \log(Z)}$	Nature de la précipitation
75	31 622 777	Grêle géante
50	100 000	Forte pluie

$dBZ = 10 \log \left(\frac{Z}{1 \text{ mm}^6 / \text{m}^3} \right)$	$Z = 10^{10 \log(Z)}$	Nature de la précipitation
25	316	Neige
-28	0.001585	Gouttelettes de brume

Tableau 2-2: Etendue de la réflectivité en correspondance avec la nature de la précipitation.

2.2 Traitement du signal

L'objectif du traitement du signal est de : [Passareli, 1990]

- Fournir des estimations justes et non biaisées des caractéristiques des échos atmosphériques désirés.
- Estimer la précision de mesure.
- Atténuer les effets des signaux interférents.
- Réduire le débit des données.

Le signal reçu par le radar et provenant de cibles météorologiques est représenté par un processus gaussien à bande étroite [4] pour les raisons suivantes :

- Le nombre de particules rétrodiffuseuses contenus dans le volume d'une impulsion est très grand ($>10^6$).
- Le volume de l'impulsion est très grand devant la longueur d'onde du signal transmis.
- Tout le volume de l'impulsion est rempli de particules rétrodiffuseuses.
- Toutes les particules rétrodiffuseuses sont en mouvement causé entre autres par des turbulences et des cisaillements.

La densité spectrale de puissance d'un signal météorologique est représentée par la figure 2.6.

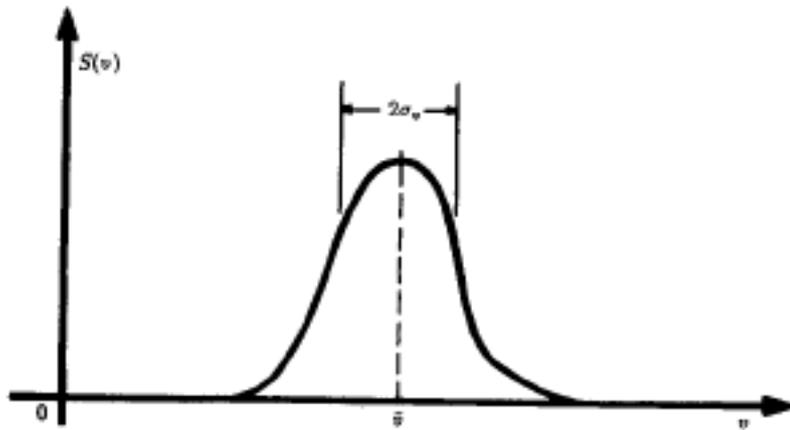


Figure 2-6 : Spectre Doppler : présente la puissance reçue, la vitesse radiale moyenne et la largeur spectrale des vitesses.

La puissance reçue est la surface sous la courbe et son expression est :

$$P_r = \int S(f) df = \int S(v) dv \quad (2.23)$$

Sachant que la fréquence f et la vitesse v sont reliées par l'expression

$$f = \frac{2}{\lambda} v \quad (2.24)$$

Cette expression représente aussi le moment d'ordre zéro du spectre.

Le premier moment central représente la vitesse moyenne :

$$\bar{v} = \frac{\int v S(v) dv}{\int S(v) dv} \quad (2.25)$$

Le second moment central représente, quand à lui, la variance du spectre :

$$\sigma_v^2 = \frac{\int (v - \bar{v})^2 S(v) dv}{\int S(v) dv} \quad (2.26)$$

σ_v est la largeur spectrale des vitesses. Ce paramètre mesure le degré de perturbation régnant dans une zone considérée.

Le spectre Doppler contient des informations nécessaires à la mesure des paramètres du signal.

La détection en quadrature de phase est utilisée pour obtenir les parties réelle et imaginaire de l'enveloppe du signal complexe [4]. Le signal complexe est digitalisé en portes de distances à la fréquence correspondant à la fréquence de répétition des impulsions du radar. La série temporelle obtenue, pour chaque porte de distances, est traitée en utilisant divers méthodes (voir chapitre 3) permettant une estimation des paramètres d'intérêt.

2.3 Estimation statistique des paramètres

Le radar Doppler pulsé fournirait (pour chaque volume de résolution radar) les estimés des moments spectraux de première importance [2]. Les trois premiers moments de la densité spectrale de puissance Doppler sont directement reliés aux paramètres de base atmosphériques recherchés ou désirés : la réflectivité radar (Z), la vitesse moyenne radiale (v) et la largeur du spectre des vitesses (w)[6]. L'estimation des paramètres météorologiques est réalisée par cellules de distance dans la partie du traitement du signal [3].

Puisque le signal de retour au radar à partir d'une cellule de distance (espace pris par une impulsion) est généré par la réflexion d'un grand nombre de particules distribuées aléatoirement et/ou par des variations de l'indice de réfraction de l'atmosphère, alors le processus du signal reçu peut être considéré (théorème de la limite centrée) ou approximé par un processus aléatoire gaussien. [4][6]

De ce fait, les techniques de traitement du signal devraient être évaluées dans le contexte d'un cadre de théorie d'estimation statistique où il s'agira de déterminer la meilleure estimation des paramètres d'ensemble.

Cela constitue un moyen d'agir efficace étant donné que, dans le cas présent, il s'agit d'explorer rapidement (par l'antenne tournante du radar) un phénomène météorologique. Cela étant parce que la nature du processus aléatoire du signal météorologique demandera à effectuer des moyennes si l'authenticité des résultats doit être accomplie. [6]

Etant donné que le processus est gaussien, la tension électrique reçue par le radar a une moyenne nulle. Pour cette raison, la fonction d'autocovariance et la fonction d'autocorrélation sont identiques.

La conservation de puissance relie le spectre Doppler $S(\nu)$ au spectre de puissance $S(f)$ par l'intermédiaire de : [2]

$$\bar{S}(\nu) = \frac{2}{\lambda} \bar{S}(f) \quad (2.27)$$

Les signaux radar (émis ou reçus) peuvent être représentés comme : [15]

$$x(t) = a(t) \cos[2\pi f_0 t + \alpha(t)] \quad (2.28)$$

Où f_0 représente la fréquence porteuse, $a(t)$ et $\alpha(t)$ représentent l'amplitude et la modulation de phase du signal respectivement.

Cette expression peut être développée :

$$\begin{aligned} x(t) &= a(t) \cos[\alpha(t)] \cos(2\pi f_0 t) - a(t) \sin[\alpha(t)] \sin(2\pi f_0 t) \\ &= I(t) \cos(2\pi f_0 t) - Q(t) \sin(2\pi f_0 t) \end{aligned} \quad (2.29)$$

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

Le signal complexe reçu est :

$$s(t) = [I(t) + jQ(t)] e^{j2\pi f_0 t} \quad (2.30)$$

Pour faire la distinction entre le signal reçu et le signal émis, il convient d'écrire :

$$s_{tr} = U_{tr}(t) e^{j2\pi f_0 t}, \text{ désignant le signal émis.}$$

$$s_r = V_r(t) e^{j2\pi f_0 t}, \text{ désignant, quant à lui, le signal reçu.}$$

$$U_{tr} \text{ et } V_r \text{ sont les enveloppes complexes.}$$

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 :

$$V_r(t) = \sum_k A_k(\tau_k, t) e^{-j2\pi f_0 \tau_k} U_{tr}(t - \tau_k) \quad (2.31)$$

A_k est l'amplitude de diffusion de la $k^{\text{ième}}$ particule et $\tau_k = 2 \frac{r_k}{c}$

V_r représente la résultante des phaseurs élémentaires (voir figure 2.7).

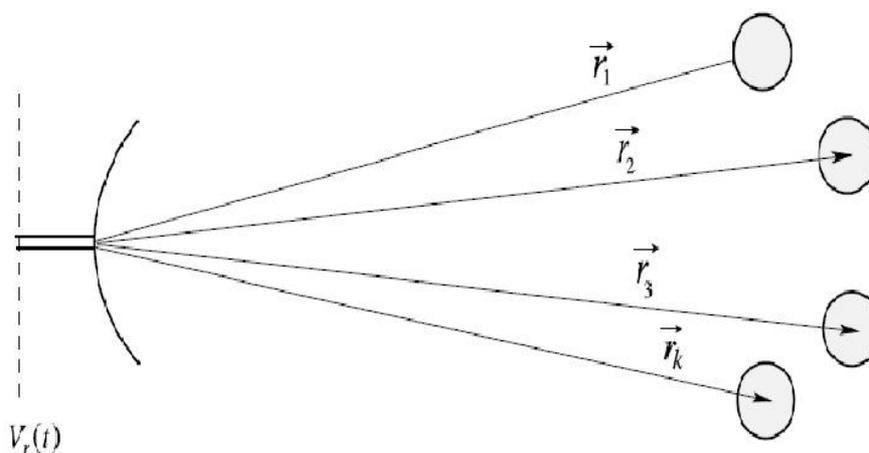


Figure 2-7: Ensemble de particules aléatoires pour lesquelles les positions instantanées sont décrites par des vecteurs r_k par rapport au radar.

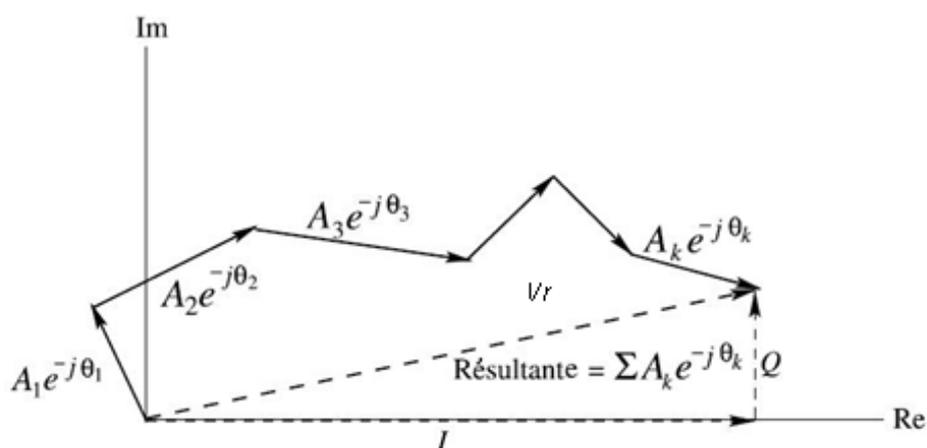


Figure 2-8 : Représentation sur le plan complexe de la sommation instantanée de phaseurs. La phase θ_k est supposée uniformément distribuée sur $[-\pi, \pi]$. Les composantes du phaseur résultant sont I et Q .

2.4 Estimation de la puissance moyenne reçue

La mesure principale du radar est celle de la puissance moyenne correspondant à la tension $V_r(\mathbf{t})$. Celle-ci peut être reliée à la surface équivalente radar de rétrodiffusion par unité de volume de la précipitation.[15]

La puissance moyenne du signal reçu, $V_r(\mathbf{t})$, est obtenue en effectuant une moyenne des échantillons de puissances instantanées. Ceux-ci sont obtenus comme une séquence de tensions :

$$V[n], \quad n = 1, 2, \dots, N$$

Alors $\hat{P} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P_n$, où $P_n = |V[n]|^2$ et \bar{P} est la puissance moyenne.

La réflectivité radar et le facteur de réflectivité équivalente (Z_e) sont proportionnels à la puissance moyenne du signal reçu [15]. La puissance moyenne estimée converge vers la puissance moyenne du signal au fur et à mesure que le nombre d'échantillons, utilisés pour l'estimation, augmente.

La variance de la puissance moyenne estimée peut être obtenue par :[15]

$$\text{var}[\bar{P}] = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \text{cov}(P_i, P_j) \quad (2.32)$$

Avec $\text{cov}(P_i, P_j)$ étant la covariance entre les échantillons i et j . Cette expression est simplifiable comme suit :

$$\text{var}[\bar{P}] = \frac{(\bar{P})^2}{N} \sum_{l=-(N-1)}^{N-1} \left(1 - \frac{|l|}{N}\right) \rho_P[l] \quad (2.33)$$

Où l représente un retard (*lag*) et $\rho_P[l]$ est le coefficient de corrélation correspondant.

2.5 Conclusion

Dans cette partie de notre travail, nous avons étalé la théorie du radar Doppler en citant ces spécificités en étant radar météorologique notamment dans le choix de la fréquence d'émission à utiliser et particulièrement dans le volet traitement du signal.

En effet, le signal reçu par le radar provenant des cibles météorologiques est considéré processus stochastique pouvant être décrit par une modélisation gaussienne à bande étroite.

Nous avons, également, à travers ce chapitre, mis en exergue les différents produits du radar Doppler (le facteur de réflectivité radar Z [dBZ], la vitesse radiale V [ms⁻¹], la largeur du spectre des vitesses W [ms⁻¹]) et la mise en équations d'un radar Doppler monostatique.

CHAPITRE 3

ESTIMATION DES PARAMETRES PAR LES METHODES CLASSIQUES

3.1 Méthodes temporelles (Pulse pair)

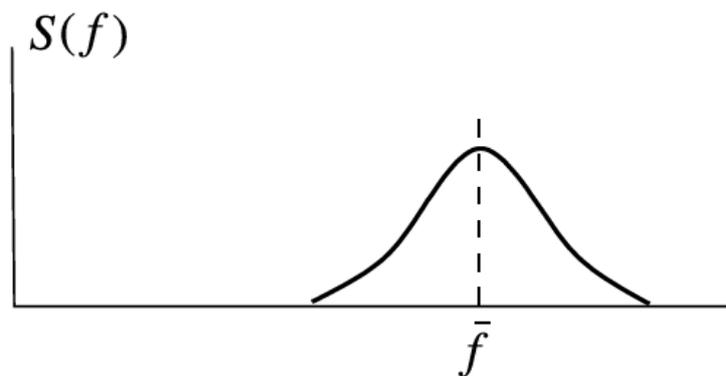
3.1.1 Introduction

Les fréquences de travail d'un radar météorologique sont de l'ordre de 10^9 Hz correspondant à des longueurs d'ondes de quelques centimètres (<10 cm). En général, les cibles météorologiques se déplacent à des vitesses en deçà des 50 m/sec. L'effet Doppler traduirait ces vitesses en décalage de la fréquence d'émission du radar. Ce décalage est de quelques centaines de Hz: beaucoup trop faible pour être mesuré directement. Pour y parvenir, on fait recours à 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 les deux impulsions. D'où la naissance de la méthode de paire d'impulsions (*pulse pair*).

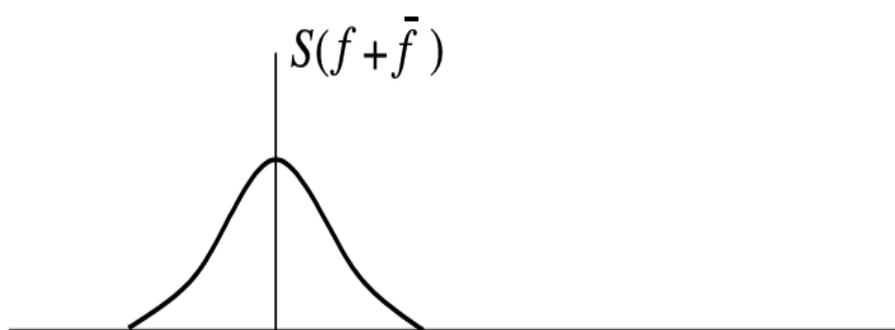
L'estimateur pulse pair calcule les deux premiers moments du spectre Doppler à partir de l'estimation de la fonction d'autocovariance ou d'autocorrélation.

3.1.2 Estimation de la vitesse moyenne

Soit $S(f)$ et $R(t)$ une paire de la transformée de Fourier où $S(f)$ désigne le spectre de la fréquence Doppler et $R(t)$ désigne la fonction d'autocorrélation. Sachant que \bar{f} est la fréquence moyenne Doppler autour de laquelle le spectre $S(f)$ est symétrique alors $S(f + \bar{f})$ serait symétrique autour de $f = 0$.



(a)



(b)

Figure 3-1 : (a) : Spectre Doppler symétrique autour de \bar{f} . (b) : Le même spectre Doppler décalé de \bar{f} se retrouve symétrique autour de l'origine.

Pour un spectre symétrique autour de l'origine, la fonction d'autocorrélation a une valeur réelle. Par conséquent, la phase de la fonction d'autocorrélation $R(t)$ est

$$\arg(R(t)) = 2\pi\bar{f}t \quad (3.1)$$

Sachant que la fréquence Doppler est $\bar{f} = -\frac{2\bar{v}}{\lambda}$, alors

$$\bar{v} = -\frac{\lambda}{4\pi t} \arg(R(t)) \quad (3.2)$$

Soit $V[0], V[1], \dots, V[M-1]$ M échantillons temporels du signal reçu, espacés de T_s . Pour un retard (lag) $l = 1$, la fonction d'autocorrélation est

$$\hat{R}[1] = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} V[n+1] \cdot V^*[n] \quad (3.3)$$

D'où la vitesse moyenne Doppler estimée est [2][6][15][24]

$$\hat{v}_{pp} = -\frac{\lambda}{4\pi T_s} \arg(\hat{R}[1]) = -\frac{\lambda}{4\pi T_s} \tan^{-1}\left(\frac{\text{Im}(\hat{R}[1])}{\text{Re}(\hat{R}[1])}\right) \quad (3.4)$$

3.1.3 Estimation de la largeur spectrale

La largeur spectrale W_{pp} est la racine carrée du second moment central du spectre Doppler mesurant la dispersion de la vitesse dans le volume de résolution considéré. Sa connaissance est importante parce qu'elle aide à l'interprétation des données météorologiques.

On suppose que la forme du spectre Doppler est gaussienne. Dans une telle situation, la fonction d'autocovariance ou d'autocorrélation prend la forme [24]

$$R[mT_s] = S e^{-8\left(\pi\sigma_v \frac{mT_s}{\lambda}\right)^2} e^{-j4\pi\bar{v} \frac{mT_s}{\lambda}} + N\delta(mT_s) \quad (3.5)$$

S = Signal atmosphérique

N = Bruit mélangé au signal atmosphérique S .

m = Retard (*lag*) de l'autocorrélation.

De cette expression, on déduit W_{pp} de la forme [24][26]

$$\hat{W}_{pp} = \frac{\lambda}{2\pi T_s \sqrt{2}} \left| \text{Ln} \left(\frac{\hat{R}[0] - N}{\hat{R}[1]} \right) \right|^{\frac{1}{2}} \quad (3.6)$$

Où

$$\hat{R}[0] = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} |\hat{V}[k]|^2 \quad \text{et} \quad \hat{R}[1] = \frac{1}{M-1} \sum_{k=0}^{M-2} V[k+1] \cdot V^*[k] \quad (3.7)$$

Les performances de cet estimateur de W_{pp} se trouvent détériorées par les faibles SNR ainsi que par d'étroits et larges W_{pp} [24].

Il existe un autre estimateur de W_{pp} , formulé par [24] et [27], basé sur l'autocorrélation à retard $l = 1$ et $l = 2$ c'est-à-dire ($\hat{R}[1]$ et $\hat{R}[2]$) où l'expression de $\hat{R}[2]$ est :

$$\hat{R}[2] = \frac{1}{M-2} \sum_{k=0}^{M-3} V[k+2] \cdot V^*[k] \quad (3.8)$$

$$\hat{W}_{pp} = \frac{\lambda}{2\pi T_s \sqrt{6}} \left| \text{Ln} \left(\left| \frac{\hat{R}[1]}{\hat{R}[2]} \right| \right) \right|^{\frac{1}{2}} \text{sgn} \left(\text{Ln} \left(\left| \frac{\hat{R}[1]}{\hat{R}[2]} \right| \right) \right) \quad (3.9)$$

Cet estimateur passe outre la connaissance explicite du niveau du bruit.

3.2 Méthodes fréquentielles (Fourier, autorégressive)

3.2.1 Méthode de Fourier

3.2.1.1 Introduction

La méthode de Fourier est une technique non-paramétrique basée sur la densité spectrale de puissance (PSD) du signal reçu. Elle est, par conséquent, classée comme approche spectrale.

Cet estimateur basé sur le périodogramme n'est pas optimal dans le sens où il n'est pas dérivé d'un critère d'optimalité [28]. Elle est, en revanche, d'une complexité relativement faible parmi d'autres méthodes non-paramétriques.

3.2.1.2 Estimation de la vitesse moyenne

Soit $V[0], V[1], \dots, V[M-1]$ M échantillons temporels du signal reçu, espacés de T_s . La puissance totale reçue par l'antenne radar émanant des rétrodiffuseurs visés par le faisceau du radar à travers les M échantillons est :

$$\hat{P} = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} |V(m)|^2 \quad (3.10)$$

Le périodogramme est calculé par l'expression suivante :

$$\hat{S}(k) = \frac{1}{M} \left| \sum_{m=0}^{M-1} V(m) e^{-j \frac{2\pi m k}{M}} \right|^2 \quad (3.11)$$

Avec $k = 0, \dots, M - 1$.

La vitesse moyenne de mouvement des rétrodiffuseurs dans la cellule de distance considérée est : [3][30]

$$\hat{v}_{ft} = -\frac{\lambda}{2\hat{P}T_s} \sum_{k=-\frac{M}{2}}^{\frac{M}{2}-1} \hat{S}(k) \cdot \left(\frac{k}{M-1}\right) \quad (3.12)$$

Un autre estimateur de la vitesse moyenne proposé par D. Zrnič est exprimé par : [24]

$$\hat{v}_{ft} = -\frac{\lambda}{2M} \left\{ \frac{k_m}{T_s} + \frac{1}{\hat{P}T_s} \sum_{k=k_m-\frac{M}{2}}^{k_m+\frac{M}{2}} (k - k_m) \hat{S}[\text{mod}_M(k)] \right\} \quad (3.13)$$

Où k_m désigne l'indice du coefficient de Fourier le plus grand et $\text{mod}_M(k)$ désigne le reste de la division de k par M .

L'estimateur de la vitesse moyenne est biaisé à cause de la résolution fréquentielle limitée associée au calcul de la FFT. Ceci est un sérieux problème lorsque la taille M de l'échantillon considéré est petite [28].

3.2.1.3 Estimation de la largeur spectrale

Ce paramètre, très important, aide à l'interprétation et la confirmation des résultats relatifs à l'estimation de la vitesse moyenne.

L'expression de la variance spectrale \hat{W}_{ft}^2 est [3]

$$\hat{W}_{ft}^2 = \frac{\lambda^2}{4\hat{P}T_s^2} \sum_{k=-\frac{M}{2}}^{\frac{M}{2}-1} \hat{S}(k) \left(\frac{k}{M-1} + 2\hat{v}_{ft} \frac{T_s}{\lambda} \right)^2 \quad (3.14)$$

Par conséquent la largeur spectrale est la racine carrée de la variance ainsi calculée dont l'unité de mesure est $\left[\frac{m}{sec}\right]$.

Un autre estimateur de la largeur spectrale des vitesses est proposé [24]

$$\widehat{W}_{f_t}^2 = \frac{\lambda^2}{4\hat{P}T_s^2} \sum_{k=k_m-\frac{M}{2}}^{k_m+\frac{M}{2}} \hat{S}[\text{mod}_M(k)] \left(\frac{k}{M} + 2\hat{v}_{f_t} \frac{T_s}{\lambda} \right)^2 \quad (3.15)$$

L'estimateur de la largeur du spectre des vitesses \widehat{W}_{f_t} est sans biais dans le cas où ladite largeur est petite par rapport à l'intervalle des vitesses non-ambigües.

Le même estimateur est biaisé même pour des SNR élevés dans le cas où le spectre a une largeur comparable à l'intervalle de Nyquist.

Il est à noter que sur ce plan la méthode Pulse pair présente de meilleures performances que celles fournies par la méthode spectrale (Fourier) [24].

L'estimateur de la largeur du spectre des vitesses \widehat{W}_{f_t} est encore biaisé à cause de l'effet de fenêtrage associé avec la FFT. Le biais est d'autant plus important que la valeur de la largeur spectrale est importante [28].

3.2.2 Méthode autorégressive

En utilisant les méthodes paramétriques, la densité spectrale de puissance (PSD) est estimée à partir d'un signal qui est supposé être la sortie d'un filtre linéaire dont le signal d'entrée est un bruit blanc.

La méthode autorégressive, qui est une méthode paramétrique, consiste à modéliser le spectre de puissance à partir de la série temporelle représentant le signal reçu par le radar Doppler météorologique, dans le cas présent.

Le spectre de puissance fournit une mesure quantitative d'un processus stochastique à temps discret comme étant une fonction de la fréquence.

Dans l'analyse spectrale paramétrique, on évalue le spectre de puissance du processus en se proposant un modèle autorégressif.

Un modèle autorégressif est un filtre dont la fonction de transfert ne dispose que de pôles (*all poles*). [3][31]

$$H(j\omega) = \frac{1}{1 + a_1 e^{-j\omega} + \dots + a_p e^{-jL\omega}} = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^L a_k e^{-jk\omega}} \quad (3.16)$$

Où a_k : Paramètres autorégressifs du modèle,

L : Ordre du modèle,

$\omega = 2\pi fT$: Fréquence de pulsation (T : période d'échantillonnage).

L'estimation des paramètres est déterminée par la résolution d'un système d'équations linéaires. A cet effet, plusieurs méthodes sont proposées :

- Moindres carrés (covariance)
- Yule-Walker.
- Burg.

Comme mentionné en début de la section, le processus est modélisé comme étant la sortie d'un filtre linéaire excité par un bruit blanc (cf fig.3-2).

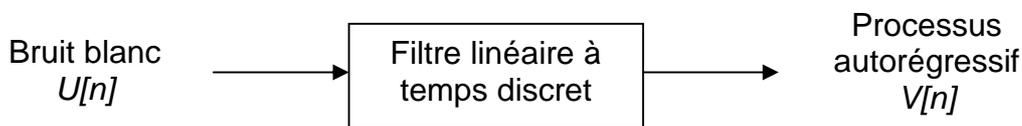


Figure 3-2 : Représentation du modèle stochastique.

Soit σ_u^2 la constante du spectre de puissance du bruit blanc $u[n]$ appliqué à l'entrée du filtre. Par conséquent, le spectre de puissance de la sortie du filtre $v[n]$ est

$$S_{AR}(k) = \sigma_u^2 T |H(k)|^2 = \frac{\sigma_u^2 T}{|1 + \sum_{n=1}^L e^{-j2\pi n} |^2} \quad (3.17)$$

Ainsi, donc, les paramètres a_k et σ_u^2 doivent être estimés.

L'estimation spectrale autorégressive donne la possibilité d'estimer le spectre pour toute fréquence contenue dans la largeur de bande du processus. Contrairement à la méthode de Fourier où les fréquences sont prédéterminées par la longueur du signal traité [3].

Par conséquent, le problème de perte spectrale est éliminé puisque le modèle autorégressif ne considère pas nul le signal au-delà de ces frontières.

Par ailleurs, les approches paramétriques délivrent des estimations de faibles incertitudes comparées aux procédures non-paramétriques [28].

L'inconvénient majeur de celles-ci demeure le choix du modèle capable de représenter avec précision la vraie PSD [28].

Elles présentent une plus grande complexité de calculs par rapport aux méthodes non-paramétriques.

Les estimateurs paramétriques reposent fortement sur la forme spectrale supposée (Gaussienne ou non). En outre, leur complexité est généralement incompatible avec les applications pratiques, notamment le radar météorologique Doppler ayant une immense quantité de données à traiter.

3.2.3 Conclusion

Dans cette partie, nous avons décrit les différents algorithmes classiques servant à l'estimation du second moment spectral (vitesse radiale Doppler moyenne) ainsi que du troisième (largeur du spectre des vitesses) contenus dans le signal représentant la réflectivité (puissance du signal reçu par le radar) sous forme de série temporelle complexe à un certain nombre M d'échantillons.

Ces algorithmes classiques sont déployés dans le domaine temporel pour la méthode Pulse pair et dans le domaine spectral pour la méthode de Fourier et la méthode autorégressive.

Chacun de ces algorithmes a été clairement décrit et suivi de ses caractéristiques propres à savoir ses avantages et ses inconvénients.

CHAPITRE 4

DEVELOPPEMENT DE LA METHODE DES ONDELETTES

4.1 Introduction

Souvent une composante spectrale particulière survenant à un instant quelconque peut revêtir un intérêt certain. Dans un tel cas, il serait très bénéfique de connaître l'intervalle de temps où cela se produit. La transformée en ondelettes peut fournir simultanément l'information temporelle et fréquentielle lors d'une représentation d'un signal donné.

D'aucuns diraient que la STFT (Short Time Fourier Transform) fournit, elle aussi, les mêmes informations. C'est, en effet, le cas ; seulement, ces deux informations sont liées par le principe de Heisenberg selon lequel

$$\Delta t \Delta F \geq \frac{1}{4\pi} \quad (4.1)$$

Autrement dit, l'étroitesse de la fenêtre d'analyse implique une bonne résolution temporelle mais aussi une médiocre résolution fréquentielle et vice versa.

La largeur de la fenêtre est choisie avant de procéder à l'examen du signal (ce choix est arbitraire : ce qui fixe, de fait, la bande des fréquences ΔF).

En revanche, l'ondelette définit la fenêtre d'analyse comme une fonction de la fréquence à examiner par des mises à l'échelle de la fonction de base.

4.2 Position du problème

On considère une série temporelle représentant un signal complexe orthogonal I/Q issu d'un récepteur d'un radar Doppler météorologique $\underline{s} = (s_1, \dots, s_N) \in \mathbb{C}^N$. Les observations sont équidistantes de t_n les unes des autres selon le modèle suivant :

$$s_n = ts(t_n) + z_n, \quad n = 1, \dots, N \quad (4.2)$$

Où $z_n = z_{1n} + iz_{2n}$ sont des variables aléatoires gaussiennes, complexes identiquement et indépendamment distribuées. Dans ces conditions, on suppose que la variance du bruit est connue et vaut l'unité ($\sigma = 1$) [18].

L'objectif à atteindre est de trouver une bonne estimation $\hat{\underline{ts}}$ du signal fondamental $\underline{ts} = (ts(t_1), \dots, ts(t_N))$ avec un moindre risque ou bien, la plus petite erreur quadratique moyenne (MSE) (équation 4.3) mesurée aux points d'observations du signal bruité ts .

$$R(\hat{\underline{ts}}, ts) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E \|\hat{ts}(t_n) - ts(t_n)\|^2 \quad (4.3)$$

Où E représente l'espérance sur le signal bruité observé \underline{s} .

Donoho et Johnstone [20] ont affirmé que le signal fondamental, à savoir \underline{ts} peut être approximé par une combinaison linéaire de N fonctions orthonormales de base connues $\varphi_n(t)$ tel que [19][20]

$$ts(t) \approx \sum_{n=1}^N d_n \varphi_n(t) \quad (4.4)$$

Une fois qu'un ensemble de N fonctions de base est choisi, il ne reste plus qu'à estimer les coefficients $\underline{d} = (d_1, \dots, d_N)$ qui représentent, en fait, les coefficients complexes d'ondelettes. Pour ce faire, le binôme [20] a proposé d'appliquer une fonction $\eta_\lambda(\cdot)$ agissant sur chacune des composantes du vecteur \underline{d} en rétrécissant les moindres carrés estimés (4.3) vers zéro pour obtenir

$$\underline{d}_\lambda = \eta_\lambda(\hat{\underline{d}}) \quad (4.5)$$

Où λ représente le paramètre seuil pour la fonction de rétrécissement.

A présent, le problème consiste à déterminer le niveau λ du seuil à appliquer.

4.3 Choix du seuil

Il existe une variété de méthodes permettant de choisir le niveau du seuil λ à appliquer pour une situation donnée. Ces méthodes peuvent être réparties en deux catégories :

- Seuils globaux,
- Seuils à niveaux dépendants.

La première catégorie de seuils signifie que l'on applique une seule valeur de λ pour tous les coefficients d'ondelettes $\{\hat{d}_{jk} : j = j_0, \dots, J - 1; k = 0, 1, \dots, 2^j - 1\}$, tandis que la seconde catégorie signifie que l'on applique un seuil λ_j à chaque niveau de résolution $j = j_0, \dots, J - 1$.

Tout seuil nécessite la connaissance du niveau σ du bruit. En 1994, *Donoho* et *Johnstone* [20] ont affirmé qu'il est plus important d'estimer le niveau σ du bruit à partir des données à analyser que de supposer ce même niveau de bruit connu. En pratique, on tire une estimation à partir des coefficients d'ondelettes au niveau de résolution le plus fin. Le choix de ce niveau de résolution est dicté par le fait qu'à ce niveau les coefficients d'ondelettes correspondants tendent à ne consister que de bruit. Puisque le signal utile demeure présent même à ce niveau, *Donoho* et *Johnstone* ont proposé une estimation $\hat{\sigma}$ du niveau de bruit basée sur l'écart moyen absolu (*Mean Absolute Deviation*) donné par l'expression suivante :

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{median}(\{|\hat{d}_{J-1,k}| : k = 0, 1, \dots, 2^{J-1} - 1\})}{0.6745} \quad (4.6)$$

La détermination du seuil se réalise au moyen de certaines méthodes connues portant le nom du seuil, tels que :

- Le seuil minimax,
- Le seuil universel,
- Le seuil SURE (Stein's Unbiased Risk Estimate).

4.3.1 Seuil minimax

Il a été obtenu lors des travaux de recherche du duo Donoho & Johnstone en 1994. Le seuil minimax proposé, alors, dépend de la taille du signal réel considéré ainsi que du niveau estimé $\hat{\sigma}$ du bruit qui contamine ledit signal et il est défini par :

$$\lambda^M = \hat{\sigma} \lambda_N^* \quad (4.7)$$

Où λ_N^* est défini comme étant la plus grande valeur de λ vérifiant l'expression suivante :

$$\Lambda_N^* = \inf_{\lambda} \sup_d \left\{ \frac{\rho(\lambda, d)}{N^{-1} + \min(d^2, 1)} \right\} \quad (4.8)$$

Où $\rho(\lambda, d) = E \left[(\hat{d}_\lambda - d)^2 \right]$ désigne le risque sur l'estimation \hat{d} d'un coefficient d'ondelettes d .

En 2000, S. Sardy [18] a développé un seuil minimax s'appliquant aux signaux complexes et qui s'applique, par conséquent, au cas présent de cette étude. En effet, en s'appuyant sur les travaux de Donoho et Johnstone [21], il a affirmé que l'expression (4.8) devient :

$$\Lambda_N^* = \inf_{\lambda} \sup_{d \geq 0} \left\{ \frac{\rho(\lambda, d)}{\frac{2}{N} + \min(|d|^2, 2)} \right\} \quad (4.9)$$

Où d désigne un coefficient d'ondelettes complexe dont les composantes réelle et imaginaire sont d_1 et d_2 respectivement et $\rho(\lambda, d) = E \left[(\hat{d}_{1\lambda} - d_1)^2 + (\hat{d}_{2\lambda} - d_2)^2 \right]$.

La colonne 2 du tableau 4.1 montre les valeurs de λ_N^* en fonction de la longueur N du signal complexe considéré.

N	λ_N^*	Λ_N^*	$\lambda_N^u = \sqrt{2Ln(NLnN)}$	$\Lambda_N = 1 + Ln(NLnN)$
64	1.763	2.514	3.342	6.584
128	1.973	2.924	3.586	7.431
256	2.176	3.355	3.810	8.258

N	λ_N^*	Λ_N^*	$\lambda_N^u = \sqrt{2Ln(NLnN)}$	$\Lambda_N = 1 + Ln(NLnN)$
512	2.371	3.804	4.017	9.069
1024	2.560	4.271	4.211	9.868
2048	2.741	4.754	4.395	10.656
4096	2.917	5.252	4.569	11.436
8192	3.086	5.762	4.735	12.209
16384	3.251	6.285	4.894	12.977
32768	3.411	6.817	5.048	13.739
65536	3.566	7.360	5.195	14.496

Tableau 4-1 : Coefficients λ_N^* et λ_N .

4.3.2 Seuil universel

Comme alternative à l'utilisation des seuils minimax, Donoho & Johnstone ont suggéré le seuillage des coefficients d'ondelettes $\{\hat{d}_{j,k}; j = j_0 \dots J - 1; k = 0 \dots 2^j - 1\}$ en utilisant le seuil universel pour les signaux réels

$$\lambda^u = \hat{\sigma} \sqrt{2 Ln(N)} \quad (4.10)$$

Evidemment, le seuil universel est plus grand que le seuil minimax quelle que soit la longueur N du signal.[24][26]

Par conséquent, la reconstruction du signal comporterait beaucoup moins de coefficients non nuls à traiter. De cela résulte une estimation plus lisse que celle issue d'un seuil minimax.

Par ailleurs S. Sardy a montré que le seuil universel pour les signaux complexes est [18]

$$\lambda^u = \sqrt{2 Ln(NLn(N))} \quad (4.11)$$

Cette méthode se base sur l'hypothèse suivante : le bruit superposé au signal utile est blanc et gaussien. Son énergie est alors répartie sur toutes les bandes de fréquences ou échelles de décompositions. Par conséquent, l'écart type est calculé dans une bande où le signal utile est absent ou quasi inexistant (en hautes fréquences, alors). Dans [22], il est montré que l'amplitude du bruit gaussien a une très forte probabilité d'être juste au-dessus du seuil λ^u .

4.3.3 Seuil SURE

Le niveau du seuil est choisi pour chaque niveau de résolution de la transformée en ondelettes. Le seuil est alors déterminé par le principe de minimisation du risque de l'estimation non biaisée de Stein (SURE).

Pour des signaux réels, si $\hat{\mu} = \hat{\mu}(x)$ est un estimateur particulier de $\mu = (\mu_i: i = 1, \dots, n)$ et si $x_i \sim N(\mu_i, 1)$ alors d'après Stein (1981), on peut écrire [20]

$\hat{\mu}(x) = x + g(x)$ où $g(x)$ est une fonction de \mathbb{R}^n dans \mathbb{R}^n peu différentiable.

On déduit alors [20]

$$E_{\mu}\{\|\hat{\mu}(x) - \mu\|^2\} = n + E_{\mu}\left\{\|g(x)\|^2 + 2 \sum_{i=1}^n \frac{\partial g(x_i)}{\partial x_i}\right\} \quad (4.12)$$

Cette expression représente le risque sur l'estimation de $\mu(x)$ de manière non biaisée (SURE).

Pour un signal complexe $x = \alpha + j\beta$, $g(x)$ peut être exprimée par :

$g(x) = g(\alpha, \beta) = g_{réel}(\alpha, \beta) + jg_{imag}(\alpha, \beta)$ où $g_{réel}$ et g_{imag} sont des fonctions réelles.

Si l'on applique le seuillage mou (défini dans la section 5.4.2) $\hat{\mu}_i^{\lambda} = \eta_{\lambda}^{soft}(x_i)$ pour l'expression (5.12), on obtient [20]

$$SURE(\lambda, X) = n - 2 \# \{i : |x_i| \leq \lambda\} + \sum_{i=1}^n \min(|x_i|, \lambda)^2 \quad (4.13)$$

Où $\#\{\cdot\}$ désigne la cardinalité de l'ensemble $\{\cdot\}$.

Alors le choix du seuil à partir de cet estimateur est [20]

$$\lambda^S = \operatorname{argmin}_{\lambda \geq 0} (SURE(\lambda, X)) \quad (4.14)$$

Si le signal est assez long, le risque SURE sera plus proche du risque vrai et par conséquent λ^S serait presque le seuil optimal dans un tel cas.

4.4 Stratégies de seuillage

Il existe une multitude de stratégies de seuillage. Les plus connues et utilisées sont : le seuillage dur (*hard thresholding*) et le seuillage mou (*soft thresholding*). Dans cette section, nous passerons en revue les deux types et également un autre type plus généralisé.

Le signal X mesuré, de longueur N est composé du signal atmosphérique f superposé au bruit blanc w supposé gaussien ($X = f + w$).

Les d_i représentent les composantes complexes du vecteur X .

λ représente le seuil à appliquer.

4.4.1 Seuillage dur

L'estimateur du seuillage dur est implémenté par l'expression [11][14][16][20]

$$\eta_{\lambda}^{Hard}(d) = \begin{cases} d & \text{si } |d| \geq \lambda \\ 0 & \text{si } |d| < \lambda \end{cases} \quad (4.15)$$

Où $|d|$ représente le module du nombre complexe d (coefficient d'ondelettes).

4.4.2 Seuillage mou

L'expression de l'estimateur du seuillage mou est [11][14][16][20]

$$\eta_{\lambda}^{Soft}(d) = \begin{cases} d \left(1 - \frac{\lambda}{|d|}\right) & \text{si } |d| > \lambda \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.16)$$

Où $|d|$ représente le module du nombre complexe d (coefficient d'ondelettes).

Le seuillage mou produit des résultats plus lisses en comparaison avec ceux du seuillage dur ou brut. Le seuillage dur, en revanche, produit une meilleure préservation des discontinuités. Parfois, il serait plus judicieux d'utiliser le seuillage mou pour quelques niveaux de détails et d'utiliser le seuillage dur pour le reste des niveaux de décomposition.

4.4.3 Autres seuillages

Aux cotés des seuillages mou et dur, d'autres fonctions d'atténuation peuvent améliorer l'estimation du signal [20]

$$\eta_{\lambda}^{Diagonal}(d) = \max\left(1 - \frac{\lambda^{\beta}}{|d|^{\beta}}, 0\right), \quad \beta > 0 \quad (4.17)$$

Si $\beta = 1$, la fonction correspond au seuillage mou.

Si $\beta = 2$, la fonction correspond au seuillage intermédiaire entre le mou et le dur.

4.5 Choix de l'ondelette

L'objectif de la décomposition d'un signal en séries d'ondelettes est la mise en relief de propriétés particulières du signal [22], comme la contamination du signal atmosphérique reçu par un radar météorologique Doppler par des bruits de différentes origines. Il s'agit alors de trouver une base d'ondelettes permettant la séparation des deux composantes du signal la moins coûteuse en temps de calcul (parce que son emploi est en ligne) et optimale pour l'extraction de l'information utile.

Afin d'obtenir une transformation rapide et sans redondance d'information, nous utiliserons l'algorithme de Mallat qui consiste en une décomposition discrète dans une base orthonormée d'ondelettes [22].

L'ondelette à élire, par sa transformée, doit présenter un grand nombre de coefficients d'ondelettes proches de zéro et qui sont naturellement attribués au bruit.

Si le signal atmosphérique utile à extraire est régulier (lisse) et l'ondelette ψ à appliquer admet un certain nombre de moments évanescents alors les coefficients d'ondelettes à obtenir seraient nécessairement faibles (proches de zéro) pour les petites échelles. Si toutefois, le signal atmosphérique recherché contient des singularités isolées alors la stratégie adéquate à adopter serait de réduire la taille du support de l'ondelette. Le meilleur compromis entre les deux exigences est d'employer la famille d'ondelettes de Daubechies qui admettent un maximum de moments évanescents pour un minimum de support.

4.6 Traitement du signal par les ondelettes

Après avoir choisi judicieusement les paramètres de l'ondelette de travail, il faut passer à l'étape de traitement du signal. Le schéma suivant résume les étapes du traitement du signal du radar météorologique Doppler par la méthode des ondelettes.

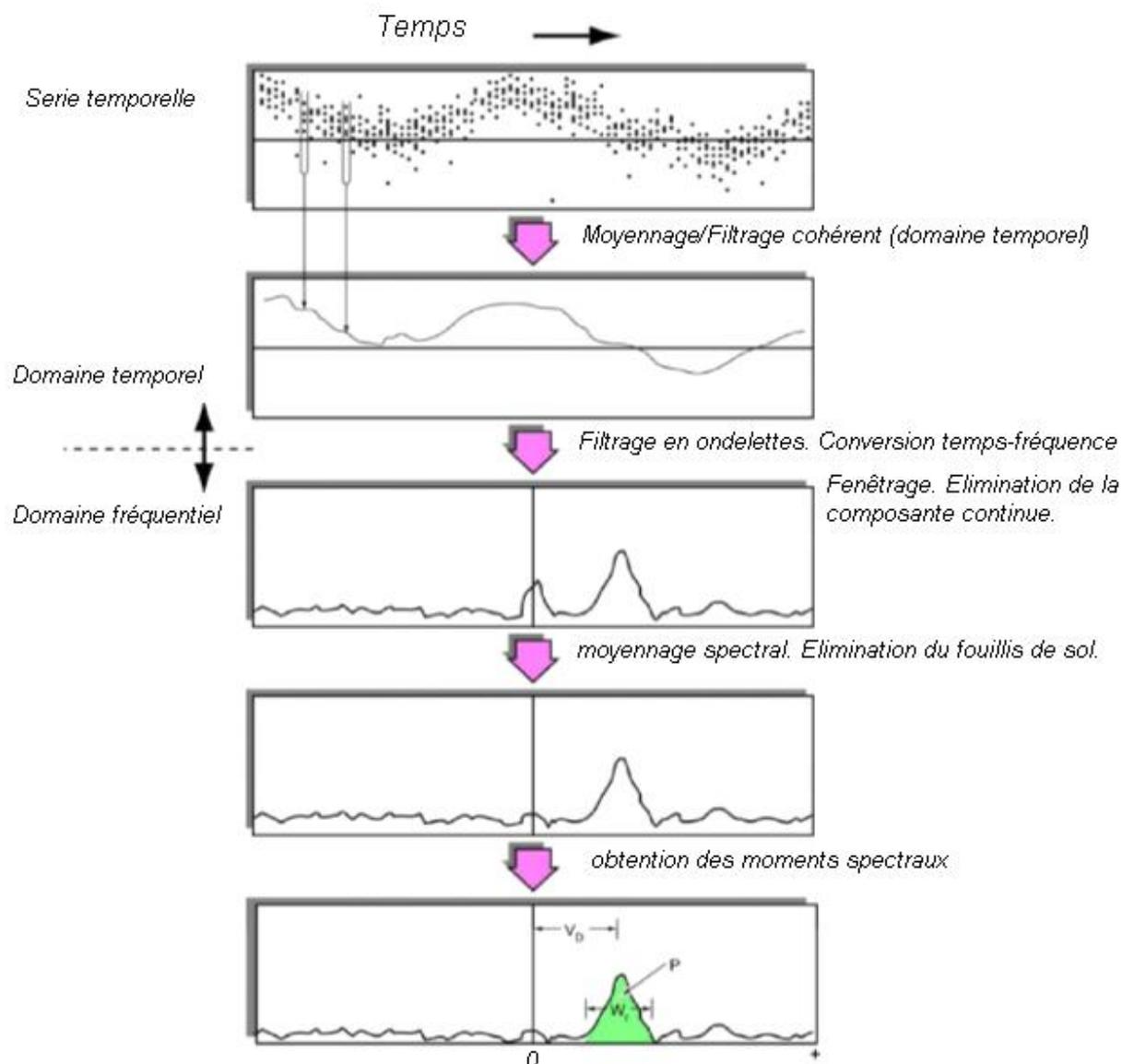


Figure 4-1 : Etapes du traitement de signal par les ondelettes.

4.7 Conclusion

Dans cette partie du travail, nous avons situé le problème à traiter qui consiste à éliminer sinon réduire au mieux le bruit contenu dans le signal radar à utiliser pour l'extraction de l'information utile (\hat{v} et \hat{W}). Pour ce faire, nous avons établi toute la procédure et exposé de manière chronologique toutes les étapes nécessaires pour mener à bien la tâche. A chaque étape, plusieurs choix et options peuvent être sélectionnés. Toute cette procédure est à insérer dans un algorithme d'extraction des moments spectraux d'intérêt.

CHAPITRE 5

RESULTATS ET COMMENTAIRES

5.1 Introduction

Tous les chapitres précédents sont les étapes représentant le support technique de la présente étape.

Au cours de celle-ci, nous mettrons en application toutes les théories et techniques algorithmiques évoquées ou décrites pour les unes et développées pour les autres. Nous mettrons, également, en exergue, à travers les résultats obtenus, les avantages et les inconvénients de toutes les techniques utilisées.

Ces techniques se déploient dans le domaine temporel pour les unes (covariance ou pulse pair), dans le domaine fréquentiel ou spectral pour d'autres (autorégressive, Fourier). La technique que nous proposons est basée, quant à elle, sur les ondelettes : elle se déploie dans les deux domaines (temporel et spectral).

La mise en œuvre de toutes ces techniques ont toutes les mêmes objectifs : estimation de la vitesse moyenne de déplacement des masses d'air (vents, nuages) \hat{v} et estimer la turbulence locale de ce déplacement à travers le paramètre largeur spectral \hat{W} des vitesses du modèle statistique supposé (gaussien, pour la circonstance). Ces estimations s'effectuent à base des signaux récupérés par l'antenne radar Doppler. Ces derniers proviennent des rétrodiffuseurs météorologiques.

L'approche que nous avons utilisée est répartie sur deux volets : d'abord, nous exécutons toutes les techniques susmentionnées en générant des données de simulation; le deuxième volet de l'approche, quant à lui, consiste à l'application des différents algorithmes avec des données radar réelles.

Les données de simulation sont générées par un algorithme mis en œuvre par le chercheur D. Zrnič [31].

Quant aux données réelles, elles sont obtenues par un radar Doppler de type WSR-88D (Bande S) détectant une perturbation météorologique représentant de la pluie accompagnée de rafale de vent sur l'aérodrome de Memphis (USA) en 1997. Ces mêmes données ont été utilisées par M. Lagha dans ses différents travaux [29].

Nous effectuerons une comparaison des différents résultats obtenus par simulations par les divers algorithmes.

Nous effectuerons, également, une comparaison des différents résultats obtenus par les différentes techniques appliquées aux données réelles.

Ces deux types de comparaisons constitueront, de fait, deux sources de validation des résultats.

A ces deux sources de validation, nous en adjoignons une troisième constituée des résultats obtenus par divers chercheurs dans le même domaine que le notre.

5.2 Modélisation Gaussienne des échos radar

Le signal de retour au radar à partir d'une porte en distance est généré par la rétrodiffusion d'un grand nombre de particules distribuées aléatoirement et/ou par des variations de l'indice de réfraction de l'atmosphère. Le processus du signal reçu peut, alors, être considéré (théorème de la limite centrée) ou approximé par un processus aléatoire gaussien. [4][6]

En outre, il a été expliqué [24] que les signaux météorologiques, dans les zones où la réflectivité est uniforme (élevations moyennes), devraient avoir des spectres ressemblant beaucoup à des fonctions gaussiennes.

Par ailleurs, l'écho radar d'une perturbation météorologique est un processus supposé stationnaire. Il est caractérisé par la densité spectrale de puissance (*PSD*) de la distribution statistique gaussienne donnée par l'expression :

$$S(f) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(f-f_d)^2}{2\sigma^2}} \quad (5.1)$$

Où f est la fréquence utilisée par le radar, [Hz].

f_d est la fréquence Doppler de la perturbation météorologique, [Hz].

σ est la largeur du spectre, [Hz].

La relation entre la fréquence Doppler f_d et la vitesse radiale v de déplacement de la perturbation est :

$$f_d = 2 \frac{v}{\lambda} \quad (5.2)$$

Et la relation entre l'étendue du spectre σ est celle de la vitesse radiale σ_v est :

$$\sigma = 2 \frac{\sigma_v}{\lambda} \quad (5.3)$$

5.3 Génération des données de simulation

Les techniques de simulation sont utilisées dans divers domaines d'engineering pour déterminer le comportement d'un système sous diverses conditions défavorables. Avec l'avènement d'ordinateurs de plus en plus puissants et rapides, la puissance de ces techniques s'est considérablement accrue.

En ce qui nous concerne, nous avons utilisé la technique de génération des signaux et spectres Doppler météorologiques qui pourraient être utilisés par un radar Doppler météorologique. Pour cela, certaines hypothèses doivent être posées [31] :

- Le spectre d'un écho météorologique est à bande étroite, contrairement à celui du bruit (principalement thermique) du récepteur du radar qui est, lui, à bande large.
- 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.

Pour une porte en distance considérée, le $i^{\text{ème}}$ échantillon des composantes en phase I et en quadrature Q peut s'écrire :

$$\begin{cases} I(i) = s(i) \cos(\varphi(i)) + n(i) \cos(\varphi(i)) \\ Q(i) = s(i) \sin(\psi(i)) + n(i) \sin(\psi(i)) \end{cases} \quad (5.4)$$

Où $s(i)$: Enveloppe du signal atmosphérique.

$\varphi(i)$: Phase uniformément distribuée du signal $s(i)$.

$n(i)$: Enveloppe du bruit.

$\psi(i)$: Phase uniformément distribuée du bruit $n(i)$.

L'expression (6.4) peut, aussi, être écrite comme suit :

$$I(i) + jQ(i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n P_k e^{j\theta_k} e^{-j\frac{2\pi}{n}ki} \quad (5.5)$$

Où P_k désigne la puissance instantanée et θ_k désigne la phase instantanée du signal augmenté du bruit.

L'ordonnancement des étapes de l'algorithme est le suivant :

1. Générer le spectre de puissance d'un signal de forme arbitraire S_k .
2. Choisir la puissance N du bruit de manière à avoir un taux du signal au bruit

$$SNR = \frac{Signal}{Bruit} = \frac{1}{nN} \sum_{k=1}^n S_k \quad (5.6)$$

Où nN représente la puissance totale du bruit.

3. Pour chaque fréquence du spectre, ajouter au spectre le SNR correspondant, puis multiplier le tout par le logarithme d'une variable aléatoire $X_k = 0$ à 1 , pour obtenir la composante P_k de la puissance spectrale désirée

$$P_k = -(S_k + N) \text{Ln}(X_k) \quad (5.7)$$

5.3.1 Environnement de programmation

Nous avons opté pour le langage de programmation Matlab 2007 qui est très connu dans les milieux scientifiques. Le choix de l'environnement de travail est microsoft windows.

Matlab est un langage de hautes performances pour le calcul technique. Il comprend le calcul, la visualisation et la programmation dans un environnement facile d'utilisation.

C'est également un système interactif où l'élément de base d'une donnée est un vecteur (tableau) qui ne nécessite pas de dimensions.

Le nom Matlab est l'acronyme de Matrix Laboratory. Il était, à l'origine, écrit pour manipuler facilement les matrices.

Aujourd'hui, dans les environnements universitaires, Matlab est l'outil standard de formation pour les cours de mathématiques, d'ingénierie et de sciences. Pour l'industrie, il est l'outil de choix pour la recherche, le développement et l'analyse.

Il s'adapte à tous les environnements grâce à ses multiples boîtes à outils représentant des collections de fonctions (fichiers .m) pour résoudre une classe particulière de problèmes comme le traitement de signal, la commande de systèmes, les réseaux de neurones, les ondelettes, la logique floue, la simulation (Simulink), etc.

5.3.2 Paramètres d'implémentation

Paramètres d'entrée :

- Taux du signal au bruit : SNR .
- Nombre d'échantillons par porte en distance : n .
- Vitesse radiale : v_r [m/s].
- Vitesse de Nyquist : v_a [m/s].
- Largeur spectrale des vitesses : W [m/s].
- Puissance de pic : P_p [w].

Paramètres de sortie :

- Vitesse Doppler : v [m/s].
- Modèle du spectre Doppler : $mp \rightarrow (S_k + N)$.
- Séries temporelles : I et Q .

5.4 Statistique des données générées

La densité de probabilité d'un signal complexe obtenu à partir d'un échantillon de tension V peut être écrite par [15]

$$f(V) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{|V|^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{2\pi} \frac{a}{\sigma^2} e^{-\frac{a^2}{2\sigma^2}} \quad (5.8)$$

Cette expression peut être décomposée en deux fonctions $f(\theta)$ et $g(a)$:

$$f(\theta) \cdot g(a) = F(a, \theta) \quad (5.9)$$

Où

$$\begin{cases} f(\theta) = \frac{1}{2\pi}, & 0 \leq \theta \leq 2\pi \\ g(a) = \frac{a}{\sigma^2} e^{-\frac{a^2}{2\sigma^2}}, & a > 0 \end{cases} \quad (5.10)$$

A partir de ces expressions, nous remarquons qu'à travers la distribution collective $F(a, \theta)$, la phase et l'amplitude sont deux grandeurs indépendantes.

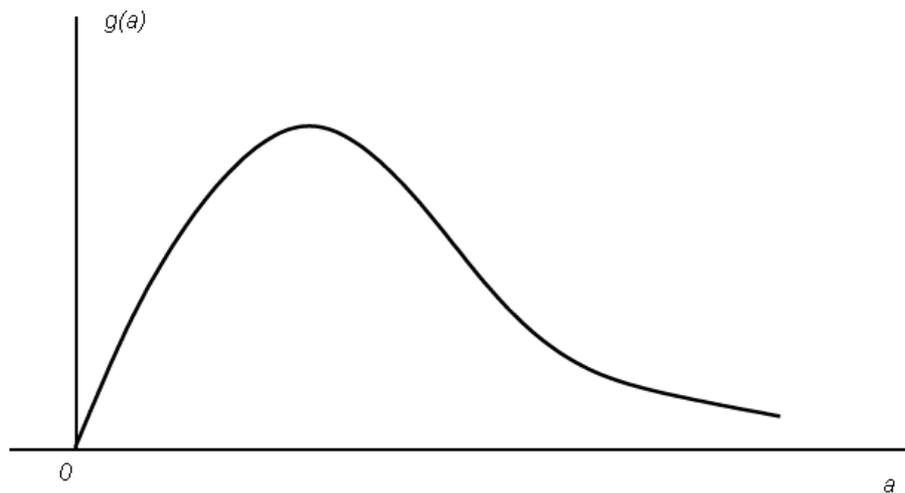


Figure 5-1 : Fonction de la densité de probabilité de l'amplitude

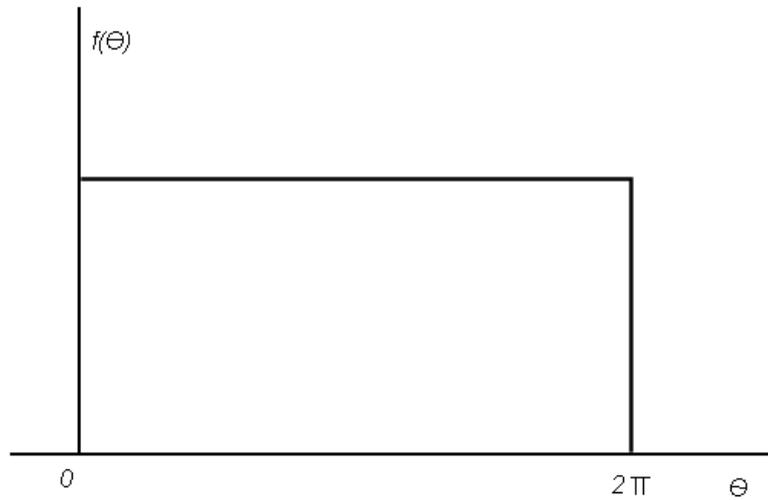


Figure 5-2 : Fonction de la densité de probabilité de la phase

Il en est de même pour la puissance du signal. L'expression de la puissance du signal de l'échantillon considéré est

$$P_k = |V_k|^2 \quad (5.11)$$

Alors la fonction de distribution de la densité de probabilité de la puissance est

$$h(P) = \frac{1}{2\sigma^2} e^{-\frac{P}{2\sigma^2}} \quad (5.12)$$

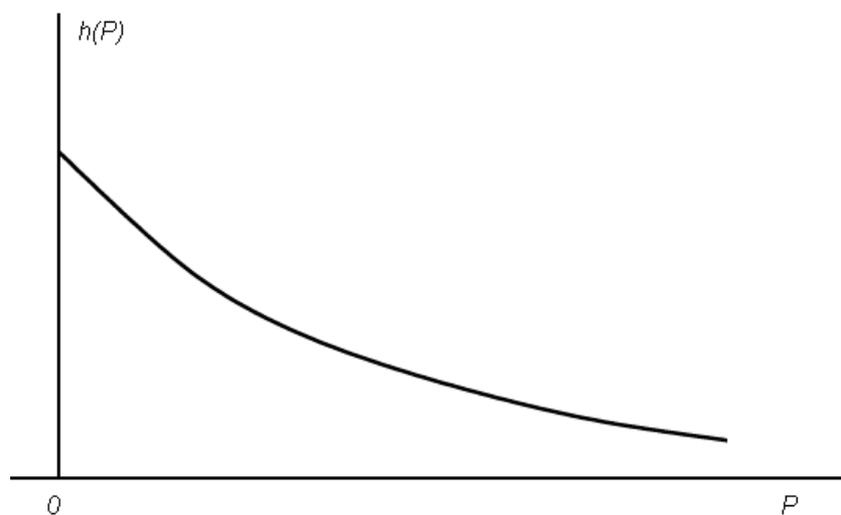


Figure 5-3 : Fonction de la densité de probabilité de la puissance.

Les données générées par la méthode de la section précédente répondent à toutes ces caractéristiques.

Pour une cellule de distance caractérisée par une vitesse moyenne des vents y régnant, nous représentons le spectre de cette vitesse (dans ce cas = -11 m/sec) ainsi que la série temporelle correspondante composée des signaux déphasés en quadrature I et Q à la sortie du récepteur du radar météorologique Doppler. La longueur du signal est $N = 128$.

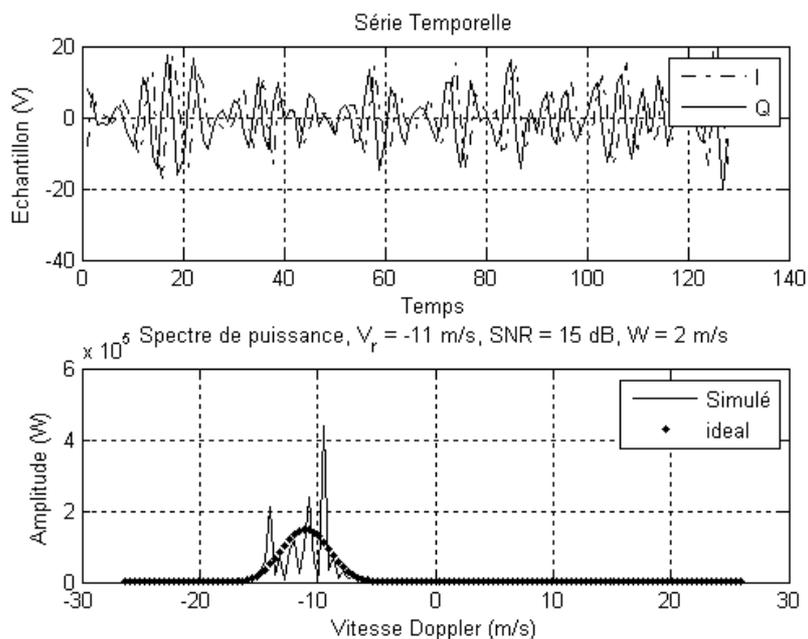
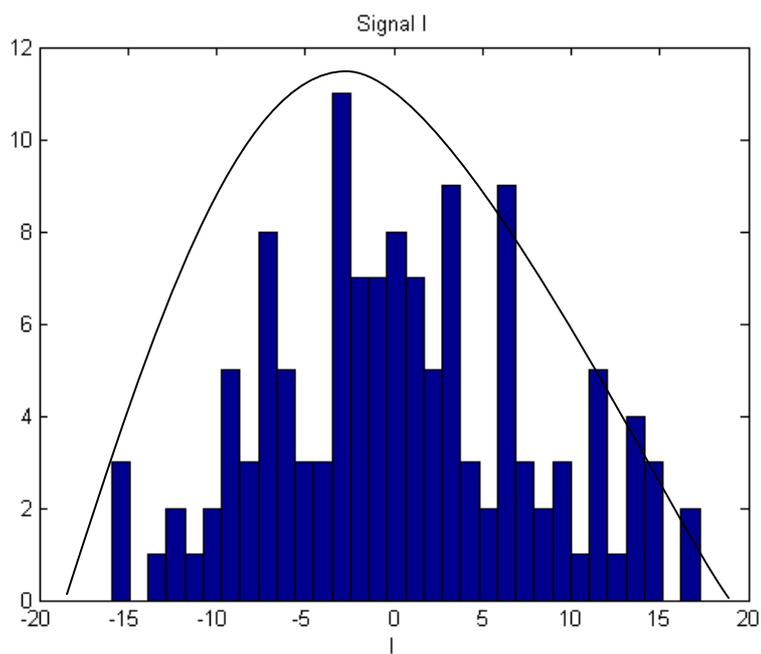
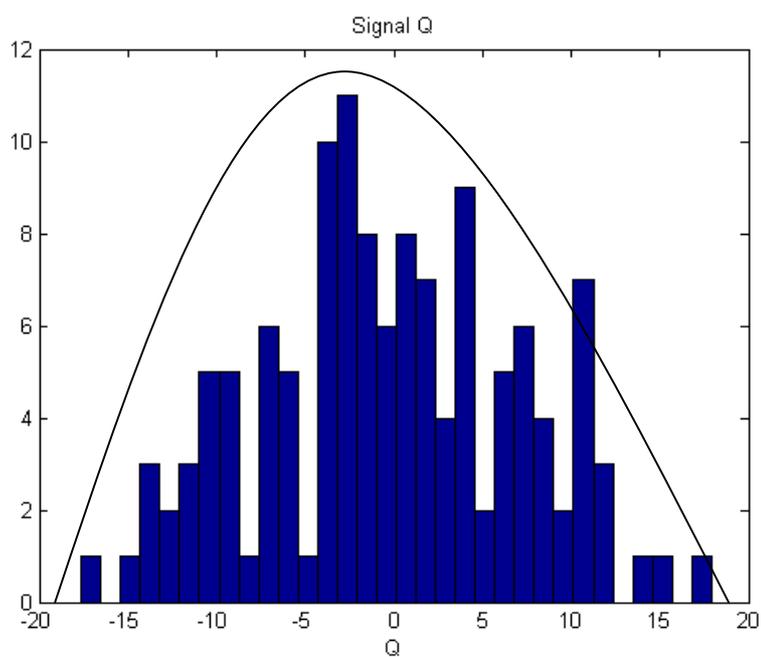


Figure 5-4 : Spectre du décalage Doppler exprimé en vitesse (en haut) et la série temporelle correspondante.

Les fonctions de densité de probabilité des composantes I et Q sont représentées comme suit :



(a)



(b)

Figure 5-5 : Histogramme du signal en phase I en (a) et du signal déphasé en quadrature Q en (b) sont d'une forme gaussienne (cloche).

Quant à la densité de puissance du signal, elle est représentée par la figure suivante :

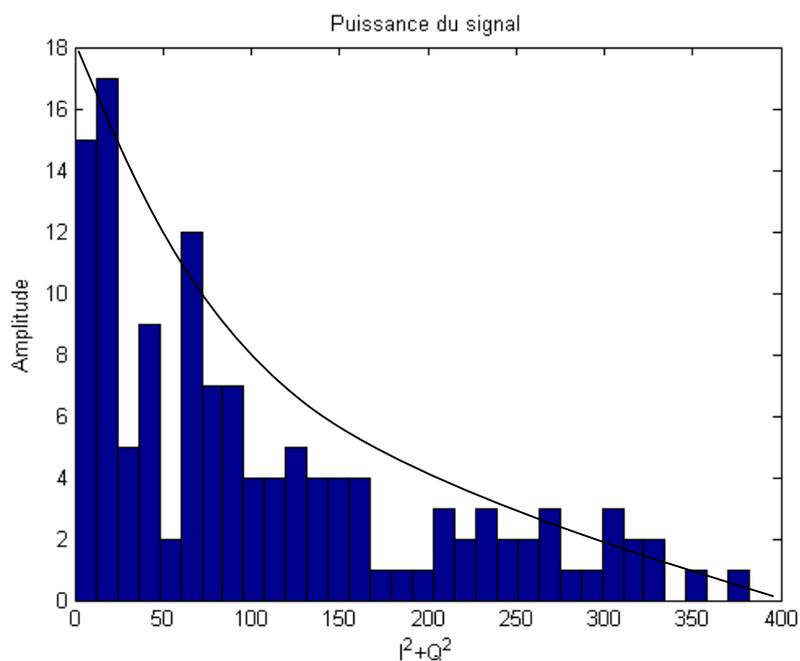


Figure 5-6 : Fonction de densité spectrale de puissance.

La figure suivante représente le diagramme de dispersion (scattergram) de $Q = f(I)$. Nous remarquons que la dispersion ne favorise aucune direction (I ou Q) par rapport à l'origine (0,0). Cela veut dire que I et Q sont deux composantes indépendantes.

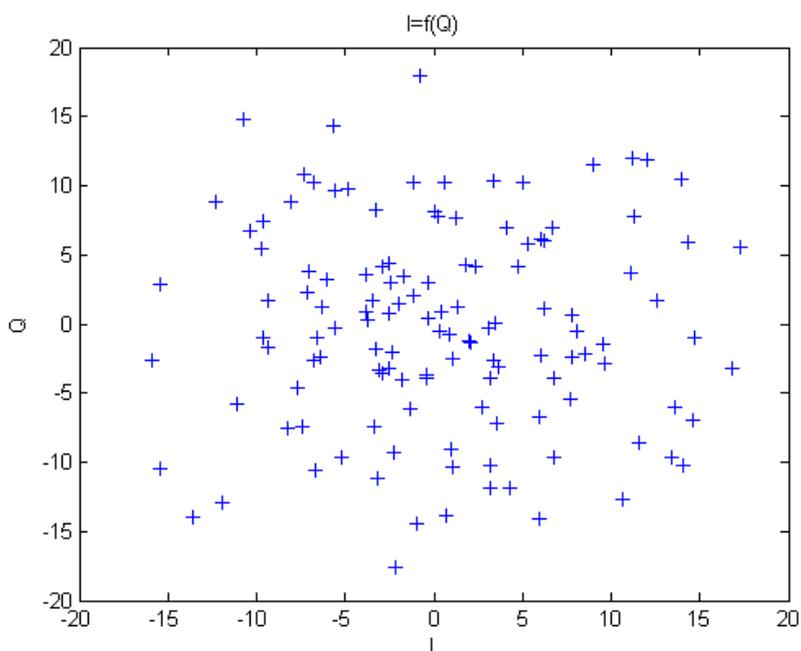


Figure 5-7 : Diagramme de dispersion des composantes I et Q.

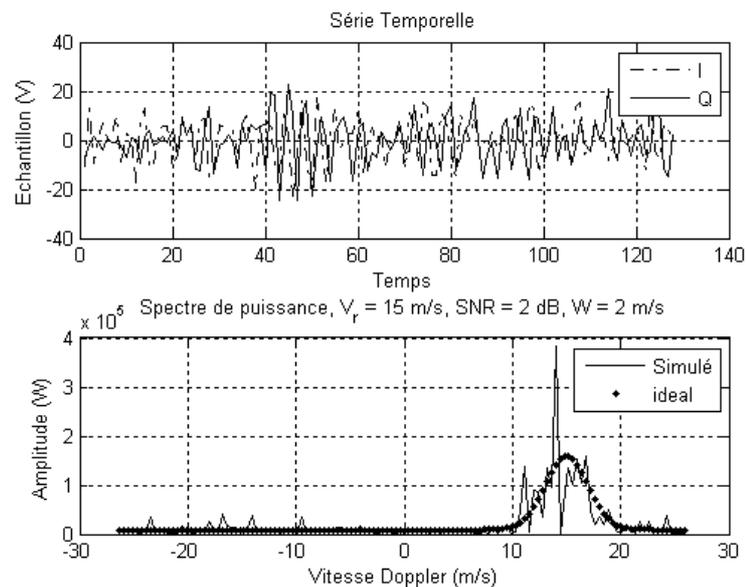
5.5 Effets des paramètres d'entrée

Nous nous sommes assignés à faire varier des paramètres d'entrée (un à la fois) de la routine de génération des données de simulation et en observer l'effet. Les graphes obtenus se composent chacun de deux courbes. La courbe supérieure représente les séries temporelles I et Q. La courbe inférieure se compose du spectre idéal (sans bruit) en trait discontinu et du spectre représentant un écho atmosphérique (bruité) en trait continu.

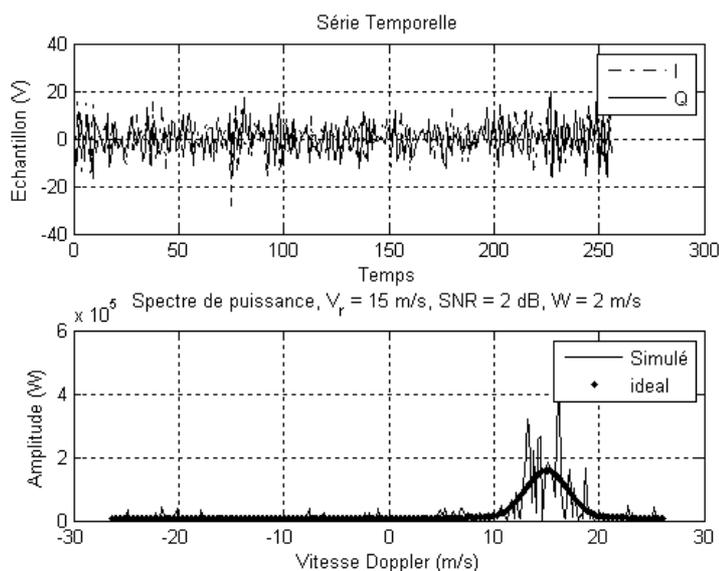
5.5.1 Effet du nombre d'échantillons

Ce nombre, donné en puissance de deux (2), est directement lié à la résolution fréquentielle du spectre. Celle-ci est d'autant plus significative que ce nombre est élevé. D'où la présence de plus de pics secondaires sur la figure 5.8b que sur la figure 5.8a.

Le temps de calcul sera, également, lui aussi, élevé dans ce cas là. Pour cela, il faut limiter le nombre d'échantillons de façon à avoir une résolution spectrale appréciable.



a)



b)

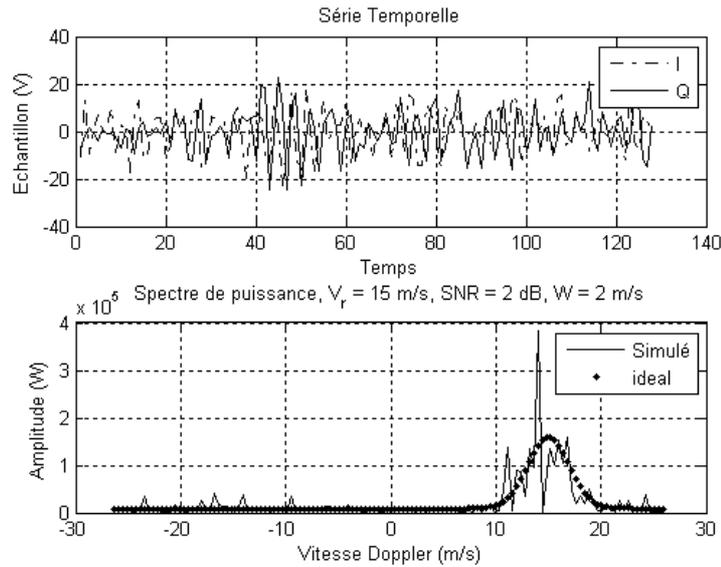
Figure 5-8 : Effet du nombre d'échantillons : en a) $N=128$ et en b) $N=256$;

5.5.2 Effet de la largeur spectrale

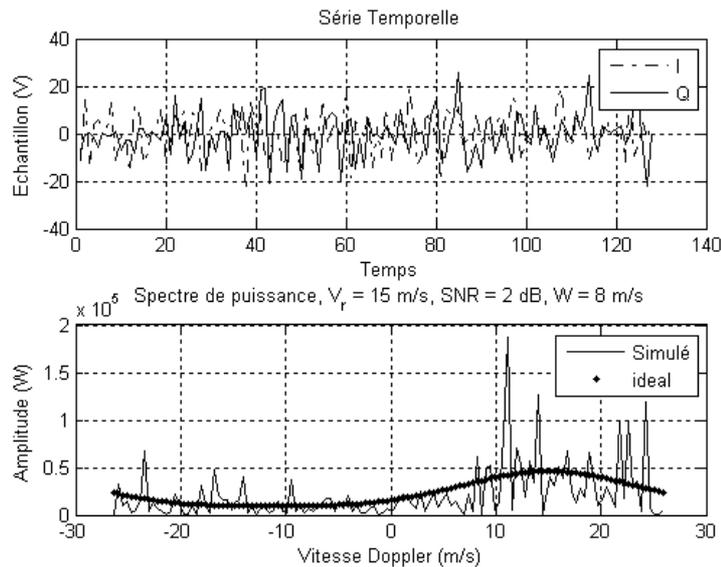
Ce paramètre renseigne sur l'état des turbulences contenues dans le volume sondé à une porte en distance donnée. Il mesure également la largeur du spectre considéré.

Augmenter sa valeur revient à prendre en considération un plus grand éventail de phénomènes météorologiques. Au contraire, réduire sa valeur revient à sélectionner des phénomènes à prendre en compte.

L'effet est mis en relief sur la figure 5.9 en a) et en b).



a)



b)

Figure 5-9 : Effet de la largeur spectrale : en a) $\sigma = 2$ et en b) $\sigma = 8$.

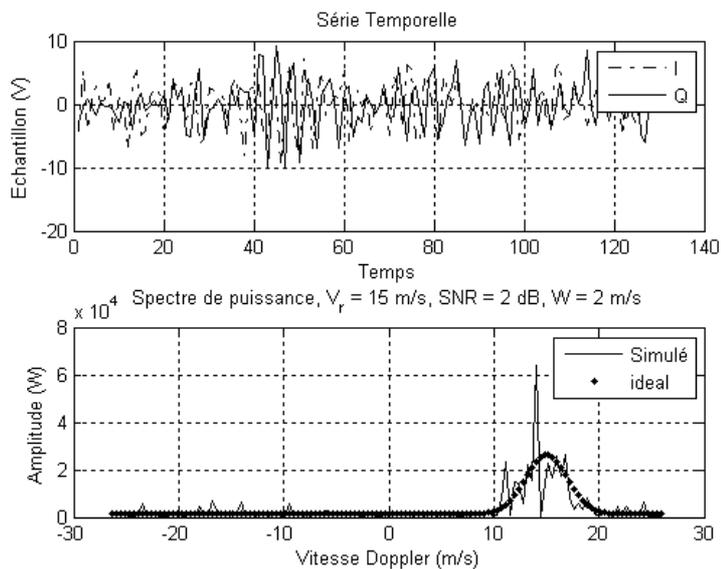
5.5.3 Effet de la puissance de pic

Le pic principal du spectre représente le maximum de puissance correspondant à la vitesse moyenne de déplacement de la perturbation météorologique détectée.

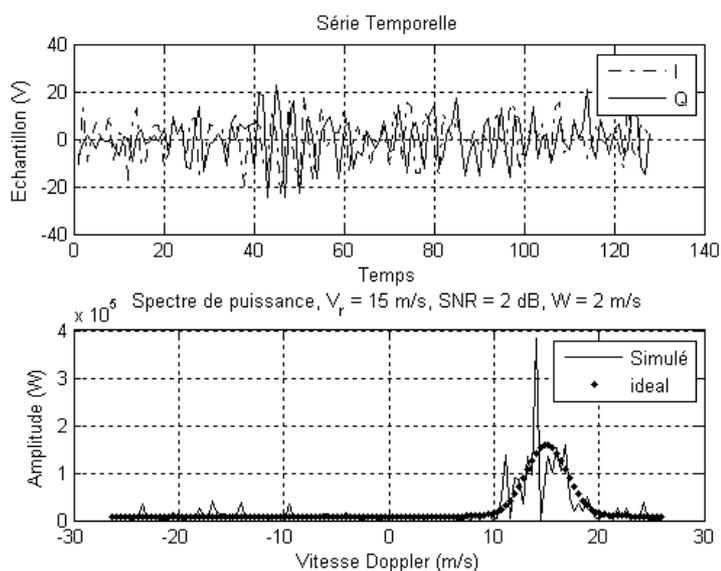
Élever la puissance d'émission revient à élever le niveau du pic de puissance détecté comme le montre si bien la figure 5.10 en a) et b).

Seulement, élever la puissance d'émission revient aussi à élever le coût de l'installation.

En revanche, diminuer la puissance d'émission c'est risquer de spolier la détection du signal atmosphérique recherché.



a)



b)

Figure 5-10 : Effet de la puissance de pic : en a) $P=125$ kW et en b) $P=750$ kW.

5.5.4 Effet du SNR

Ce paramètre renseigne sur le niveau du signal atmosphérique par rapport au niveau du bruit.

Lorsque sa valeur se rapproche de un (1) i.e. le signal utile se retrouve confondu avec le bruit et dans ce cas là, il serait très difficile d'interpréter le résultat.

Par contre, si la valeur de ce paramètre s'éloigne de l'unité alors nous obtiendrons moins de pics secondaires que l'on peut attribuer au bruit.

Cette remarque est bien illustrée par la figure 5.11.

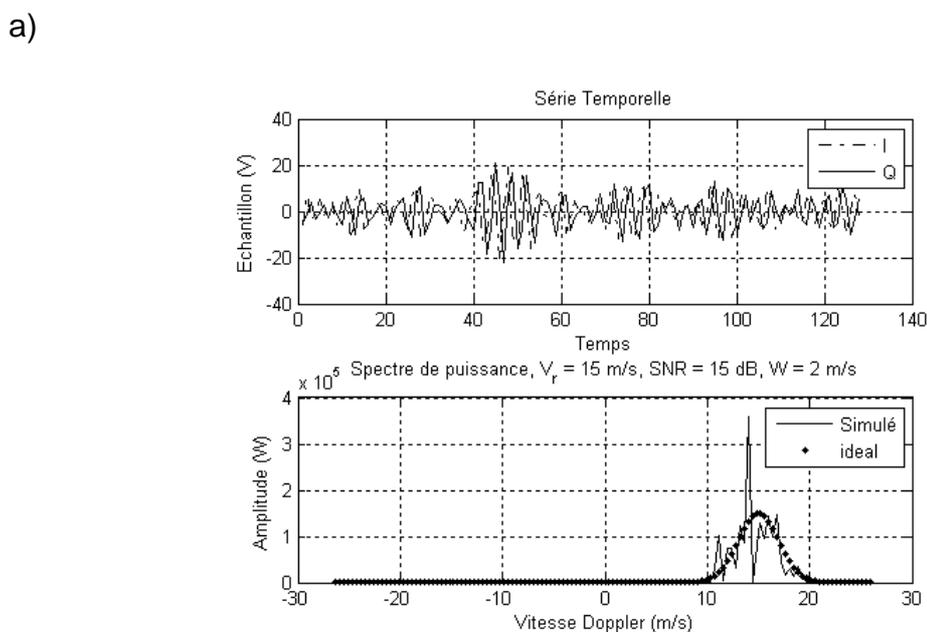
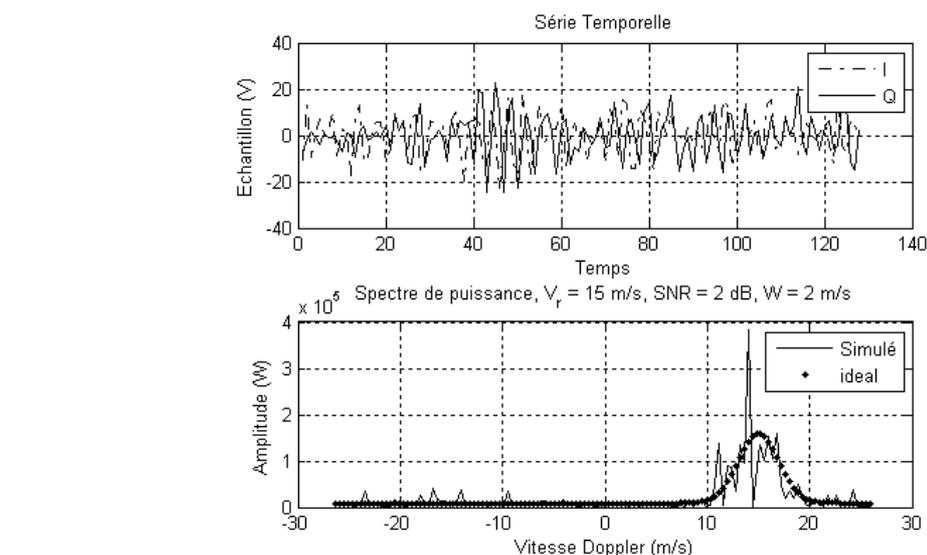


Figure 5-11 : Effet du SNR : en a) SNR = 2 et en b) SNR = 15

5.6 Algorithmes de simulation

A présent, nous exposons l'ensemble des algorithmes traités dans notre travail. Chaque algorithme est traité seul.

Les algorithmes auront tous le même objectif : pour une perturbation météorologique en déplacement détectée par un radar Doppler, il s'agit d'estimer :

- La valeur moyenne de sa vitesse de déplacement radial : \hat{v} .
- La valeur de la largeur spectrale des vitesses détectées : \hat{W} .

Les résultats obtenus, pris séparément, seront analysés et commentés pour chacun des programmes.

Nous terminerons par une analyse comparative de tous les résultats de toutes les méthodes mises en œuvre.

5.6.1 Algorithme de la méthode Pulse Pair

La structure de l'algorithme, par la méthode de covariance ou Pulse pair, est donnée comme suit :

Données :

- Série temporelle complexe $ts = I + jQ$, de M échantillons pour une porte en distance donnée.
- Caractéristiques du radar : $T_s, F_i, \lambda, v_a, v_r, SNR$.

Traitement :

- Calculer l'autocovariance à retard $l = 1 \rightarrow R[1]$

$$\hat{R}[1] = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} ts^*[i].ts[i+1]$$

- Calculer l'autocovariance à retard $l = 2 \rightarrow R[2]$

$$\hat{R}[2] = \frac{1}{M-2} \sum_{i=1}^{M-2} ts^*[i].ts[i+2]$$

- Estimer la vitesse radiale moyenne :

$$\hat{v}_{pp} = -\frac{\lambda}{4\pi T_s} \arg(\hat{R}[1])$$

- Estimer la largeur spectrale des vitesses Doppler:

$$\hat{W}_{pp} = \frac{\lambda}{2\pi T_s \sqrt{6}} \left| \text{Ln} \left(\left| \frac{\hat{R}[1]}{\hat{R}[2]} \right| \right) \right|^{\frac{1}{2}} \text{sgn} \left(\text{Ln} \left(\left| \frac{\hat{R}[1]}{\hat{R}[2]} \right| \right) \right)$$

Résultats :

- Vitesse moyenne estimée [m/sec] : \hat{v}_{pp}
- Largeur spectrale estimée des vitesses [m/sec] : \hat{W}_{pp}

5.6.2 Algorithme de la méthode Fourier

La structure de l'algorithme, par la méthode de Fourier, est donnée comme suit :

Données :

- Série temporelle complexe $ts = I + jQ$, de M échantillons pour une porte en distance donnée.
- Caractéristiques du radar : $T_s, F_i, \lambda, v_a, v_r, SNR$.

Traitement :

- Estimer la puissance moyenne du signal reçu, à travers la série temporelle :

$$\hat{P} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |ts(m)|^2$$

- Estimer la densité spectrale de puissance du signal reçu, à travers la série temporelle :

$$\hat{S}(k) = \frac{1}{M} \left| \sum_{m=1}^M ts(m) e^{-j\frac{2\pi mk}{M}} \right|^2$$

- Déterminer l'indice k_m correspondant au maximum S_m de $\hat{S}(k)$:

$$[S_m, k_m] = \max(\hat{S}(k))$$

- Déterminer les restes de la division de k par M (k allant de 1 à M) :

$$\text{Mod}_M(k) = \text{mod}(k, M)$$

- Estimer la vitesse radiale moyenne :

$$\hat{v}_F = -\frac{\lambda}{2M} \left\{ \frac{k_m}{T_s} + \frac{1}{\hat{P}T_s} \sum_{k=k_m-\frac{M}{2}}^{k_m+\frac{M}{2}} (k - k_m) \hat{S}[\text{mod}_M(k)] \right\}$$

- Estimer la variance des vitesses :

$$\hat{\sigma}_F^2 = \frac{\lambda^2}{4\hat{P}T_s^2} \sum_{k=k_m-\frac{M}{2}}^{k_m+\frac{M}{2}} \hat{S}[\text{mod}_M(k)] \left(\frac{k}{M} + 2\hat{v}_F \frac{T_s}{\lambda} \right)^2$$

- Estimer la largeur spectrale des vitesses :

$$\hat{W}_F = \sqrt{\hat{\sigma}_F^2}$$

Résultats :

- Vitesse moyenne estimée [m/sec] : \hat{v}_F
- Largeur spectrale estimée des vitesses [m/sec] : \hat{W}_F

5.6.3 Algorithme de la méthode A.R

La structure de l'algorithme, par un modèle régressif, est donnée comme suit :

Données :

- Série temporelle complexe $ts = I + jQ$, de M échantillons pour une porte en distance donnée.
- Caractéristiques du radar : $T_s, F_i, \lambda, v_a, v_r, SNR$.

Traitement :

- Estimer la densité spectrale de puissance du signal reçu, à travers la série temporelle par un modèle autorégressif :

$$\hat{S}(k) = \frac{\sigma_u^2 T}{|1 + \sum_{n=1}^L e^{-j2\pi n} |^2} = \begin{cases} \text{Modèle par Burg} \\ \text{Modèle par Yule - Walker} \\ \text{Modèle par Autocovariance} \end{cases}$$

- Déterminer l'indice k_m correspondant au maximum S_m de $\hat{S}(k)$:

$$[S_m, k_m] = \max(\hat{S}(k))$$

- Déterminer les restes de la division de k par M (allant de 1 à M) :

$$\text{Mod}_M(k) = \text{mod}(k, M)$$

- Estimer la vitesse radiale moyenne :

$$\hat{v}_{AR} = -\frac{\lambda}{2M} \left\{ \frac{k_m}{T_s} + \frac{1}{\hat{P}T_s} \sum_{k=k_m-\frac{M}{2}}^{k_m+\frac{M}{2}} (k - k_m) \hat{S}[\text{mod}_M(k)] \right\}$$

- Estimer la variance des vitesses :

$$\hat{\sigma}_{AR}^2 = \frac{\lambda^2}{4\hat{P}T_s^2} \sum_{k=k_m-\frac{M}{2}}^{k_m+\frac{M}{2}} \hat{S}[\text{mod}_M(k)] \left(\frac{k}{M} + 2\hat{v}_{AR} \frac{T_s}{\lambda} \right)^2$$

- Estimer la largeur spectrale des vitesses :

$$\hat{W}_{AR} = \sqrt{\hat{\sigma}_{AR}^2}$$

Résultats :

- Vitesse moyenne estimée [m/sec] : \hat{v}_{AR}
- Largeur spectrale estimée des vitesses [m/sec] : \hat{W}_{AR}

5.6.4 Algorithme de la méthode des ondelettes

La structure de l'algorithme, par la méthode des ondelettes, est donnée comme suit :

Données :

- Série temporelle complexe $ts = I + jQ$, de M échantillons pour une porte en distance donnée.
- Caractéristiques du radar : $T_s, F_i, \lambda, v_a, v_r, SNR$.

Traitement :

- Choisir le seuil λ à appliquer :
 - *Minimax* : λ^M
 - *Universel* : λ^U
 - *SURE* : λ^S
- Choisir la stratégie de seuillage à adopter :
 - *Doux (Soft)*
 - *Dur (Hard)*
- Choisir l'ondelette à appliquer :
 - *Famille d'ondelettes de Daubechies*
- Calculer l'autocovariance à retard $l = 1 \rightarrow R[1]$

$$\hat{R}[1] = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} ts^*[i] \cdot ts[i+1]$$

- Calculer l'autocovariance à retard $l = 2 \rightarrow R[2]$

$$\hat{R}[2] = \frac{1}{M-2} \sum_{i=1}^{M-2} ts^*[i] \cdot ts[i+2]$$

- Estimer la vitesse radiale moyenne :

$$\hat{v}_w = -\frac{\lambda}{4\pi T_s} \arg(\hat{R}[1])$$

- Estimer la largeur spectrale des vitesses Doppler:

$$\hat{W}_w = \frac{\lambda}{2\pi T_s \sqrt{6}} \left| \text{Ln} \left(\left| \frac{\hat{R}[1]}{\hat{R}[2]} \right| \right) \right|^{\frac{1}{2}} \text{sgn} \left(\text{Ln} \left(\left| \frac{\hat{R}[1]}{\hat{R}[2]} \right| \right) \right)$$

Résultats :

- Vitesse moyenne estimée [m/sec] : \hat{v}_w
- Largeur spectrale estimée des vitesses [m/sec] : \hat{W}_w

5.7 Résultats de simulation

Les données de simulation consistent :

- Considérer dix (10) portes en distance dont les vitesses radiales Doppler sont : $v_r = [12.5 \ 15.3 \ 12.4 \ 10.9 \ 9.2 \ 15 \ 17.2 \ 10.2 \ 18.2 \ 12.2]$
- Radar météorologique Doppler considéré :
 - o Type : *WSR-88D*
 - o Fréquence du signal émis : $f = 2.85 \times 10^9 \text{ Hz}$.
 - o Longueur d'onde : $\lambda = \frac{c}{f} = 10.5 \text{ cm}$.
 - o Période d'échantillonnage : $T_s = 10^{-3} \text{ sec}$.
 - o Vitesse maximale non-ambigüe : $v_a = \frac{\lambda}{4T_s} = 26.3 \text{ m/sec}$
 - o Puissance du signal émis : $P_p = 750 \text{ kW}$
 - o Rapport signal sur bruit : $SNR = 12$
 - o Largeur du spectre Doppler : $W = 2 \text{ m/sec}$
 - o Echantillons par porte en distance : $M = 128$

Il s'agit, alors, d'introduire dans un programme toutes les caractéristiques du radar ainsi que le vecteur v_r . Cette étape sera suivie par la génération d'un signal météorologique (sous forme de série temporelle complexe pour chacune des portes en distance considérée). Nous déterminerons ensuite les moments spectraux (le 1^{er} et le 2nd) correspondant à la vitesse moyenne de déplacement de la perturbation météorologique pour le premier et à la largeur spectrale des vitesses pour le second.

Pour chacune des méthodes utilisées, sur le graphe de la vitesse, nous effectuons une comparaison entre la vitesse Doppler v_r introduite et la vitesse Doppler estimée.

5.7.1 Résultats de la méthode Pulse Pair

L'algorithme pulse pair (par autocovariance) est très simple à mettre en œuvre et très rapide à l'exécution.

Nous remarquons que l'estimateur pulse pair est très bon pour estimer la vitesse (figure 5.12) vu qu'il présente une erreur relative faible ($< 5\%$) sur l'estimation de v_{pp} sauf pour la porte en distance N° 5 où elle atteint les 8.46% (figure 5.13).

L'estimateur pulse pair présente, également, une très faible variance exprimée sous forme de largeur spectrale W_{pp} (figure 5.14).

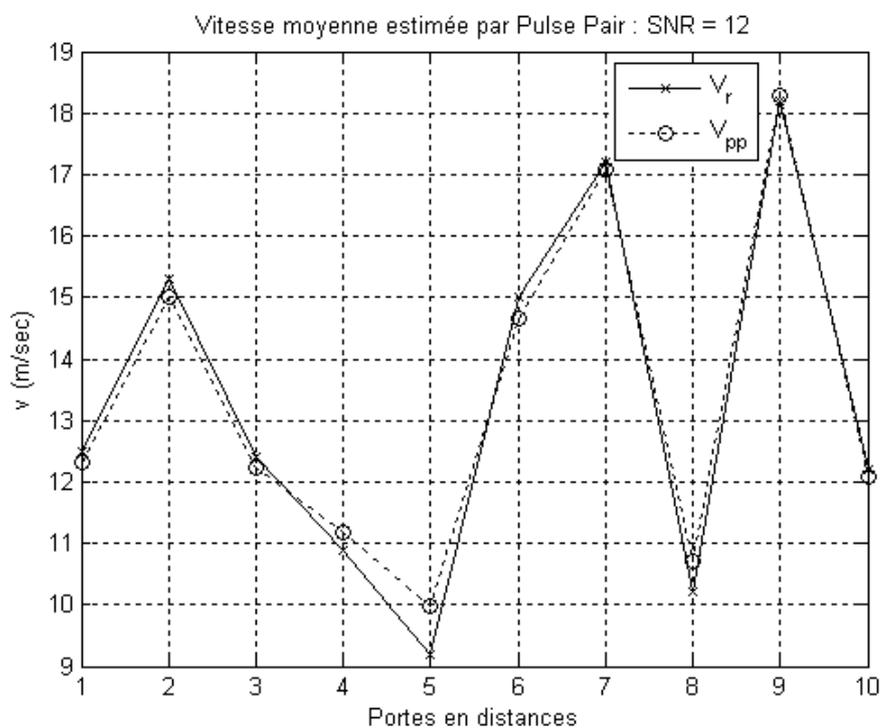


Figure 5-12 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode Pulse Pair (Données de simulation).

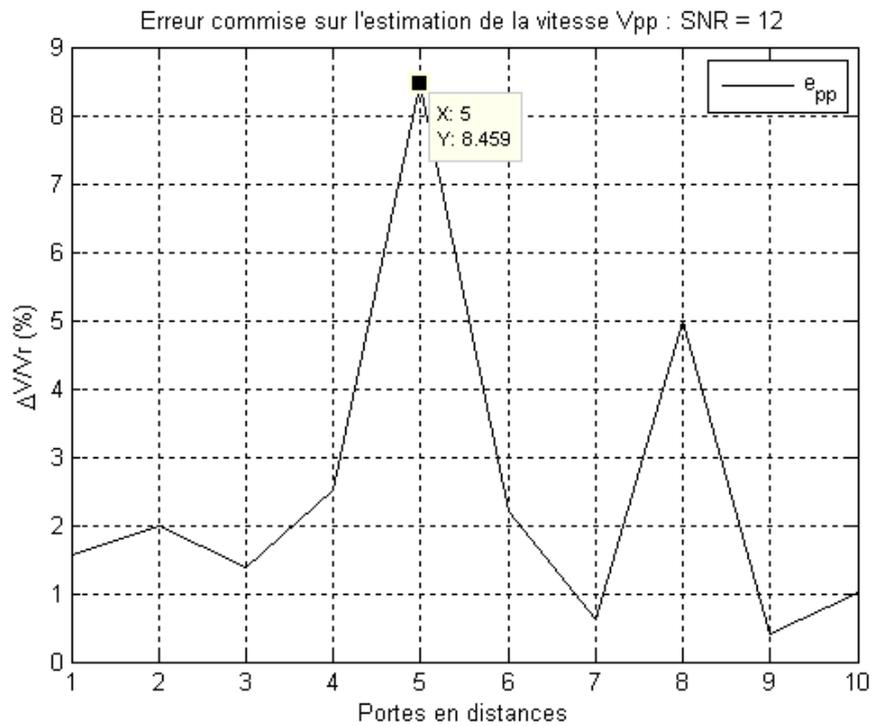


Figure 5-13 : Erreur commise sur l'estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode Pulse Pair (Données de simulation).

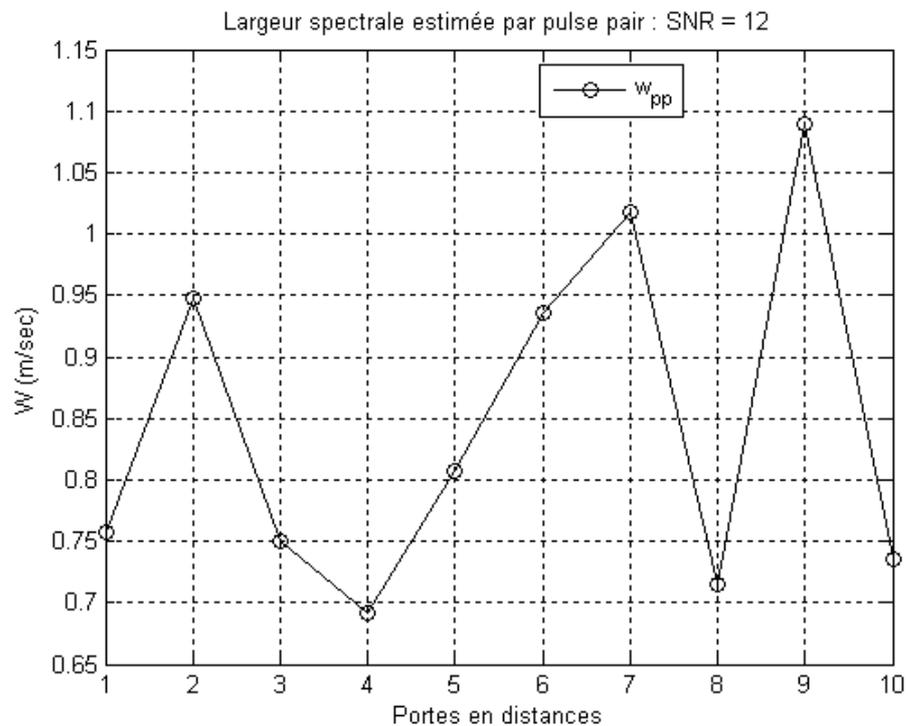


Figure 5-14 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode *Pulse Pair* (Données de simulation).

5.7.2 Résultats de la méthode Fourier

Le présent estimateur se base sur l'estimation de la densité spectrale de puissance (PSD) du signal reçu par le biais de la FFT ainsi que l'estimation de la puissance de tout le périodogramme du même signal.

Nous remarquons que l'estimation de la vitesse radiale moyenne (figure 5.15) présente une erreur relative (figure 5.16) supérieure à celle fournie par l'algorithme pulse pair.

Par contre, l'estimation de la largeur spectrale (figure 5.17) est largement supérieure à celle fournie par la méthode par autocovariance (pulse pair).

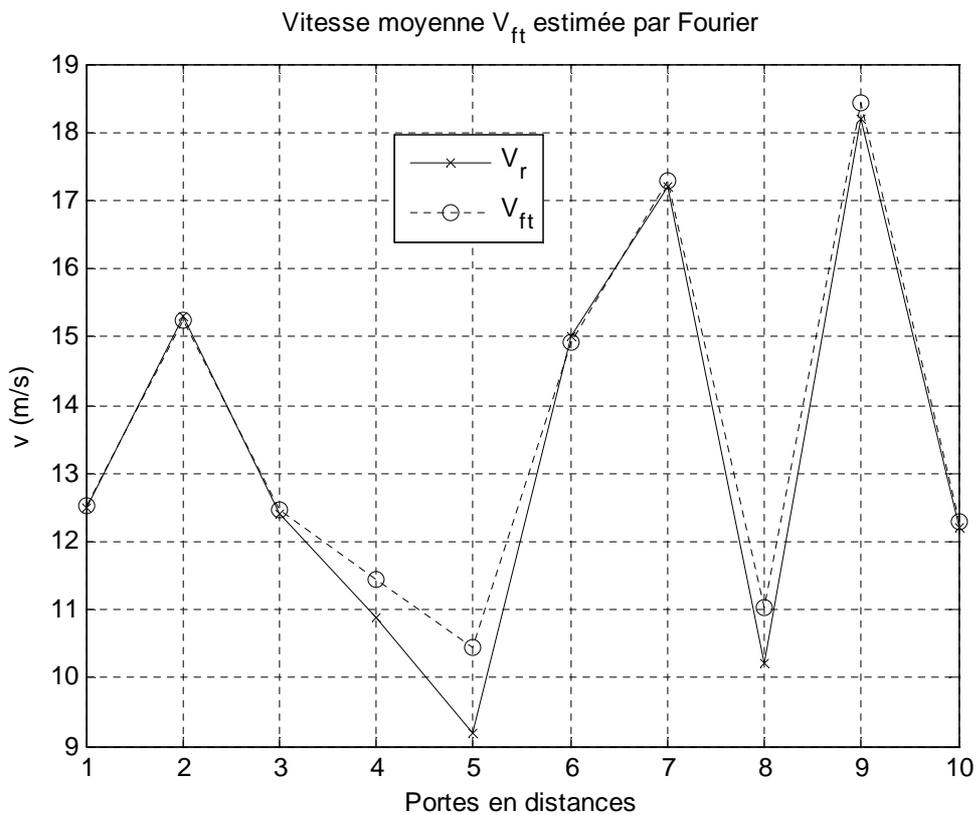


Figure 5-15 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode de *Fourier* (Données de simulation).

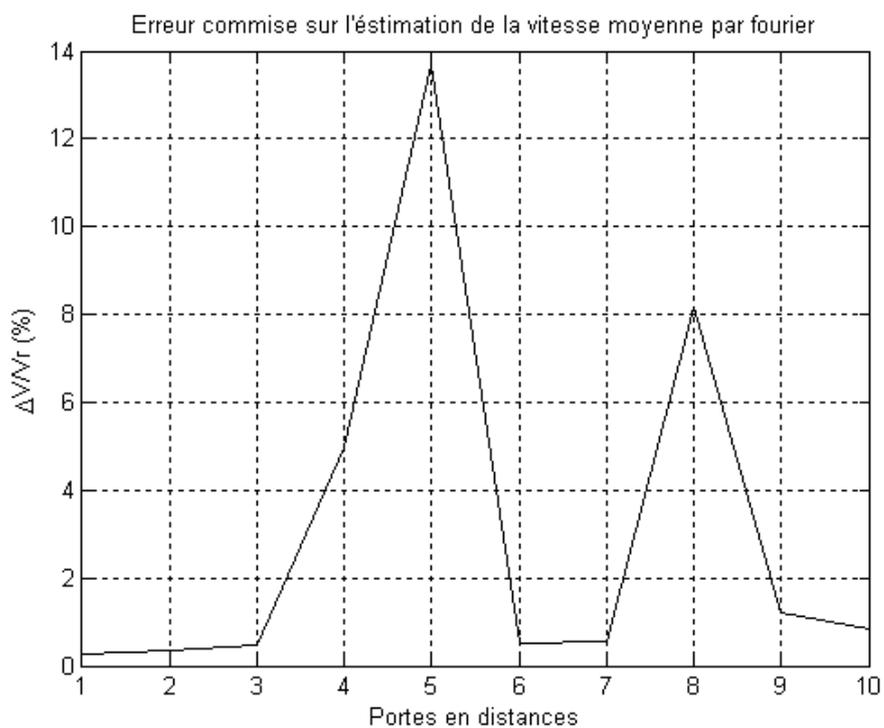


Figure 5-16 : Erreur commise sur l'estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode de Fourier (Données de simulation).

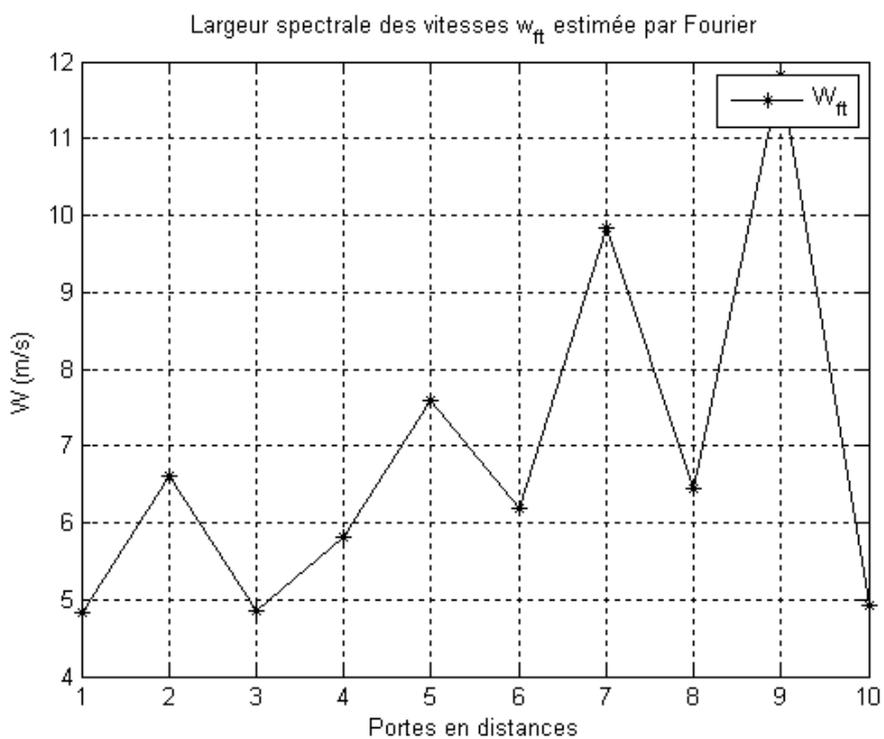


Figure 5-17 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode de *Fourier* (Données de simulation).

5.7.3 Résultats de la méthode A.R

Cette méthode, contrairement aux deux précédentes, est classée parmi les méthodes paramétriques.

Similaire à la méthode de Fourier, elle se base, elle aussi, sur l'estimation de la densité spectrale de puissance (PSD).

Contrairement à l'approche Fourier, le spectre de puissance est estimé par un modèle autorégressif d'un ordre L . Ce modèle nécessite le calcul des coefficients autorégressifs a_k , ($k = 1, \dots, L$).

Cette procédure nécessite beaucoup plus de temps d'exécution que sa rivale (Fourier).

Nous remarquons que l'estimation de la vitesse (figure 5.18) est comparable à celle fournie par Fourier accompagnée par une petite amélioration (figure 5.19).

Tandis que pour l'estimation de la largeur spectrale W_{AR} , nous remarquons qu'elle s'est détériorée par rapport à celle obtenue par l'estimateur Fourier.

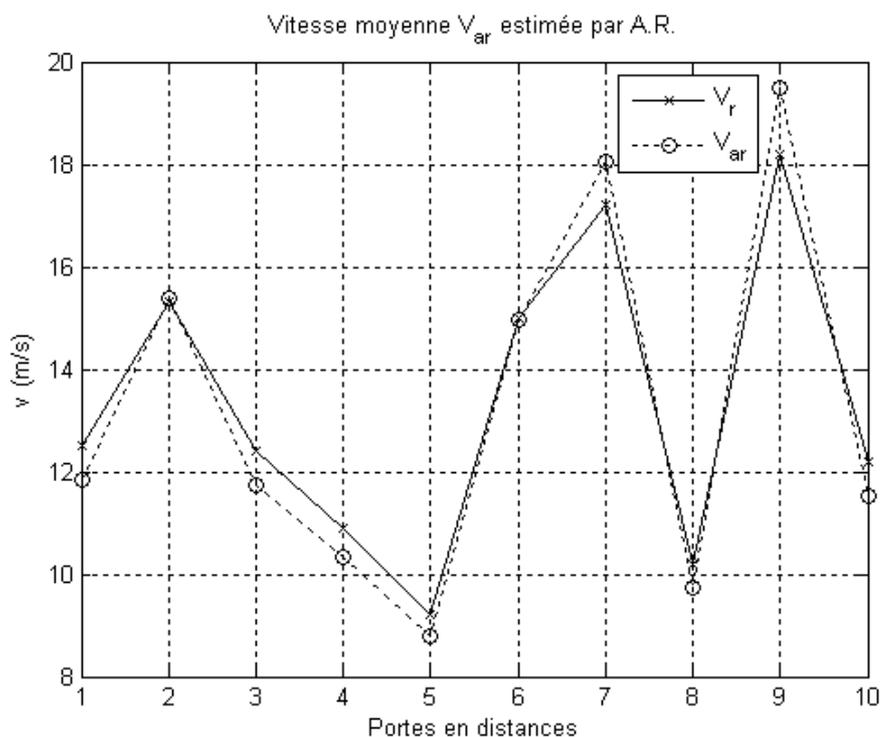


Figure 5-18 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode Autorégressive (Données de simulation).

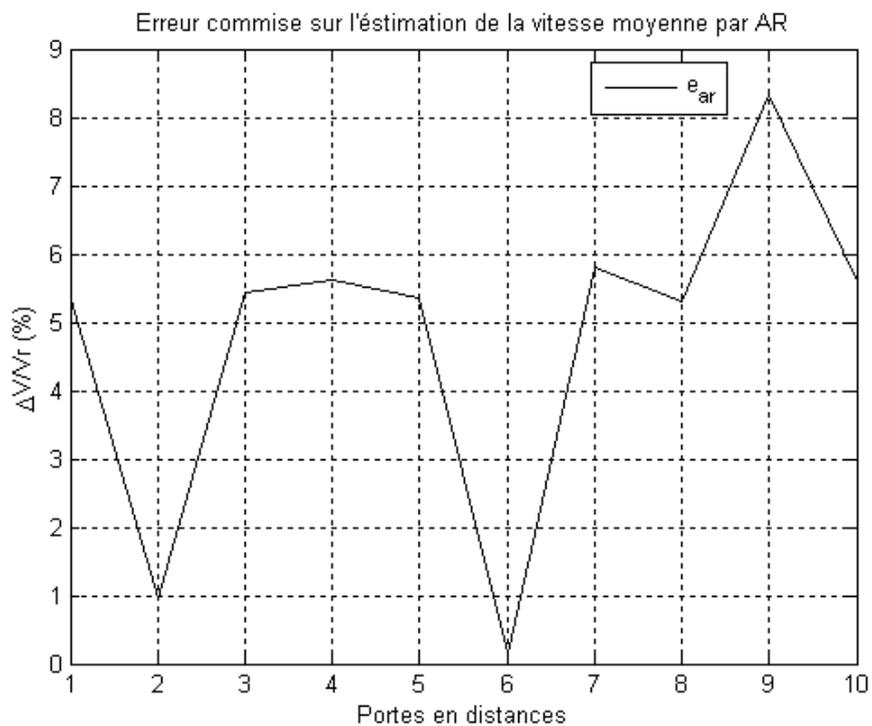


Figure 5-19 : Erreur commise sur l'estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode Autorégressive (Données de simulation).

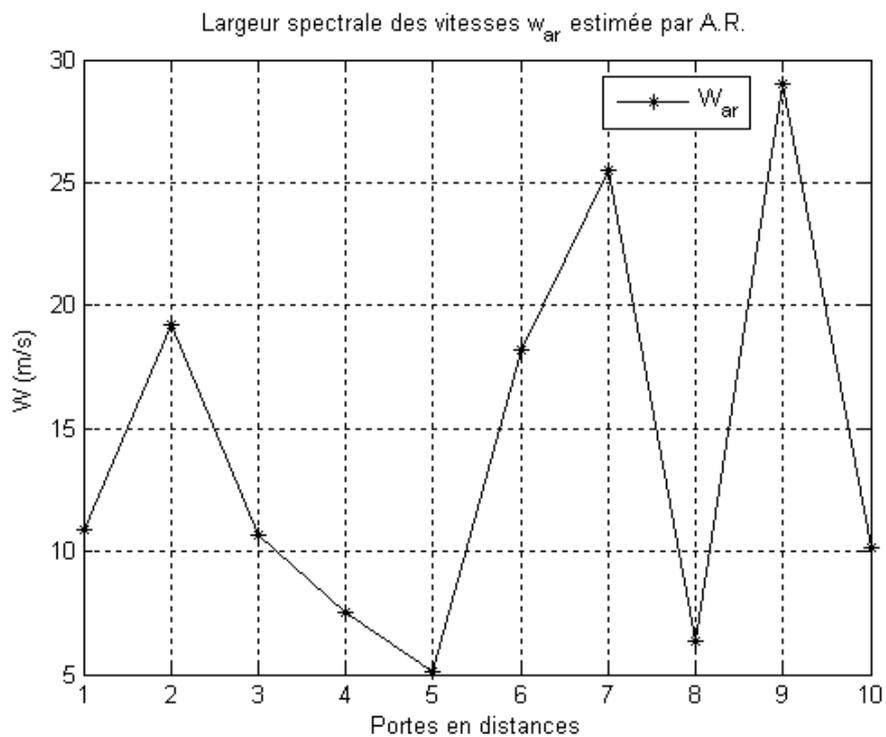


Figure 5-20 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode *Autorégressive* (Données de simulation).

5.7.4 Résultats de la méthode des ondelettes

Cette méthode est celle supposée être l'amélioration de toutes les autres vues précédemment.

En effet, le rôle principal de cet algorithme est le filtrage de la série temporelle complexe. Une fois dénuée de toute forme de bruit, cette série temporelle complexe, représentant le signal reçu par le radar météorologique, sera soumise à un traitement nécessaire pour en extraire l'information recherchée à savoir la vitesse radiale moyenne Doppler ainsi que la largeur du spectre des vitesses de la perturbation météorologique détectée.

Nous avons choisi de représenter dans notre travail les résultats de l'application du filtrage par ondelettes pour la méthode pulse pair. Celle-ci, à elle seule, fournit déjà de très bons résultats par rapport aux autres méthodes vues précédemment.

De facto, nous remarquons que le présent estimateur (ondelettes + pulse pair) de la vitesse radiale moyenne Doppler (figure 5.21) présente une bien faible erreur relative (figure 5.22) comparativement au résultat atteint par l'algorithme pulse pair seul.

Il en est de même pour l'estimation de la largeur spectrale W_{ppw} : elle est plus basse que celle obtenue par la méthode pulse pair seule (figure 5.23).

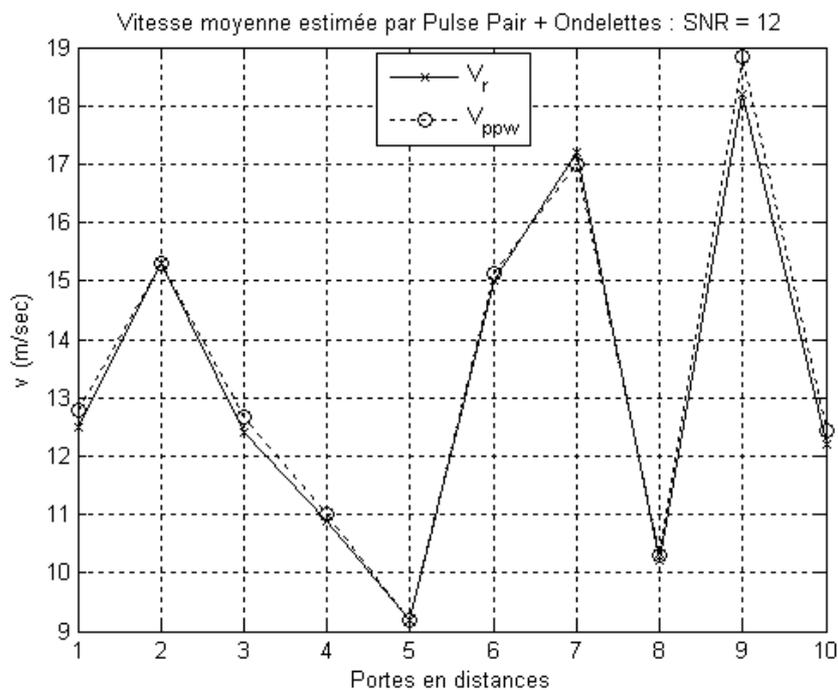


Figure 5-21 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode des *Ondelettes* (Données de simulation).

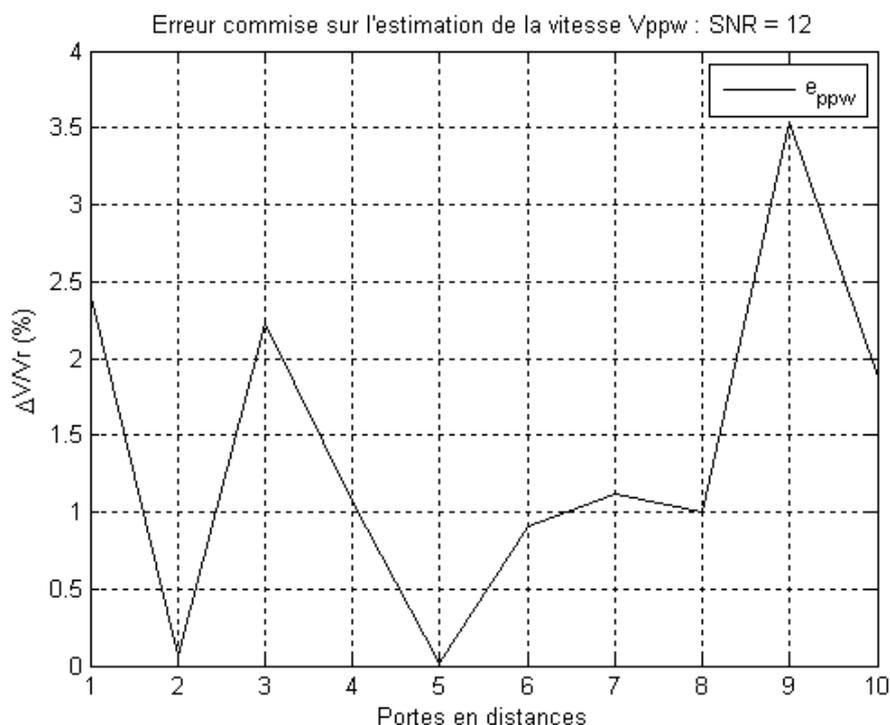


Figure 5-22 : Erreur commise sur l'estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode des Ondelettes (Données de simulation).

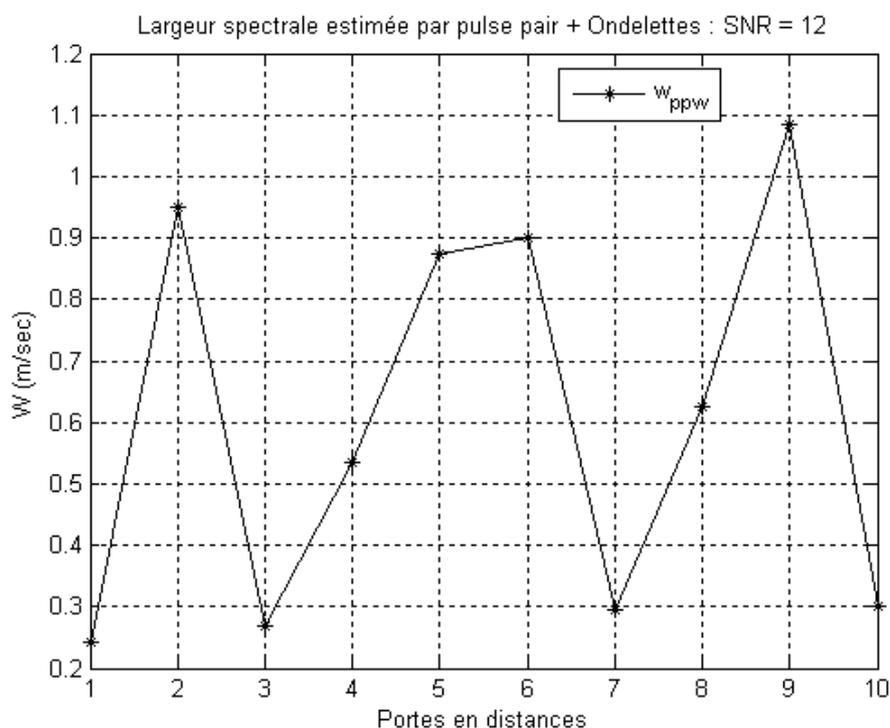


Figure 5-23 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode des *Ondelettes* (Données de simulation).

5.8 Application des algorithmes sur des données réelles

Les données réelles utilisées dans notre travail ont été extraites d'un radar météorologique Doppler de type WSR-88D, en juillet 1997 près de l'aéroport de l'Etat de Memphis/USA. Elles représentent une perturbation météorologique correspondant à une pluie stratiforme (originale d'un nuage de la famille des stratus, nimbostratus et stratocumulus) i.e. précipitations continues à grosses gouttes, accompagnées de rafales de vent.

Ces données sont représentées par des séries temporelles complexes $ts = I + jQ$ pour dix (10) portes en distances.

Le radar météorologique Doppler considéré :

- Type : *WSR-88D*
- Fréquence du signal émis : $f = 2.85 \times 10^9 \text{ Hz}$.
- Longueur d'onde : $\lambda = \frac{c}{f} = 10.53 \text{ cm}$.
- Fréquence de répétition : $PRF = 1011.9 \text{ Hz}$
- Période d'échantillonnage : $T_s = \frac{1}{PRF} = 0.988 \times 10^{-3} \text{ sec}$.
- Vitesse maximale non-ambigüe : $v_a = \frac{\lambda}{4T_s} = 26.63 \text{ m/sec}$
- Puissance du signal émis : $P_p = 750 \text{ kW}$
- Rapport signal sur bruit : $SNR = 10$
- Largeur du spectre Doppler : $W = 1 \text{ m/sec}$
- Echantillons par porte en distance : $M = 240$

Il s'agit, alors, d'introduire dans un programme toutes les caractéristiques du radar ainsi que les séries temporelles à disposition. Nous déterminerons ensuite les moments spectraux (le 1er et le 2nd) correspondant à la vitesse moyenne de déplacement de la perturbation météorologique pour le premier et à la largeur spectrale des vitesses pour le second.

5.8.1 Résultats de la méthode Pulse pair

Le même algorithme pulse pair, utilisé pour les données générées dans la partie simulation, est aussi utilisé, ici, pour les données réelles.

Nous avons obtenu les deux premiers moments spectraux du signal météorologique réel : la vitesse radiale moyenne (figure 5.24) et la largeur spectrale des vitesses (figure 5.25).

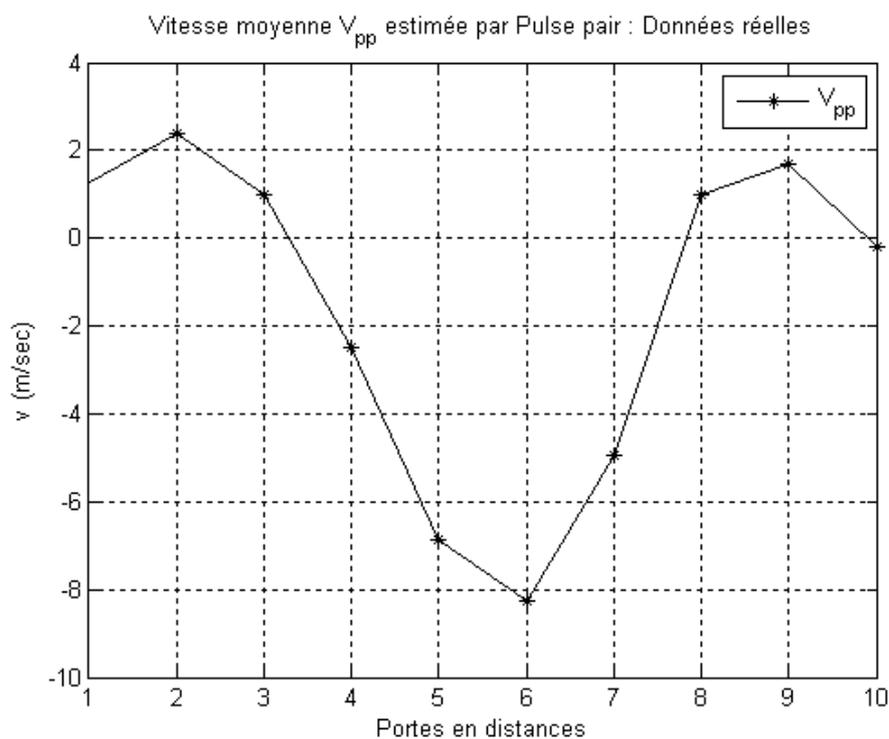


Figure 5-24 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode *Pulse Pair* (Données réelles).

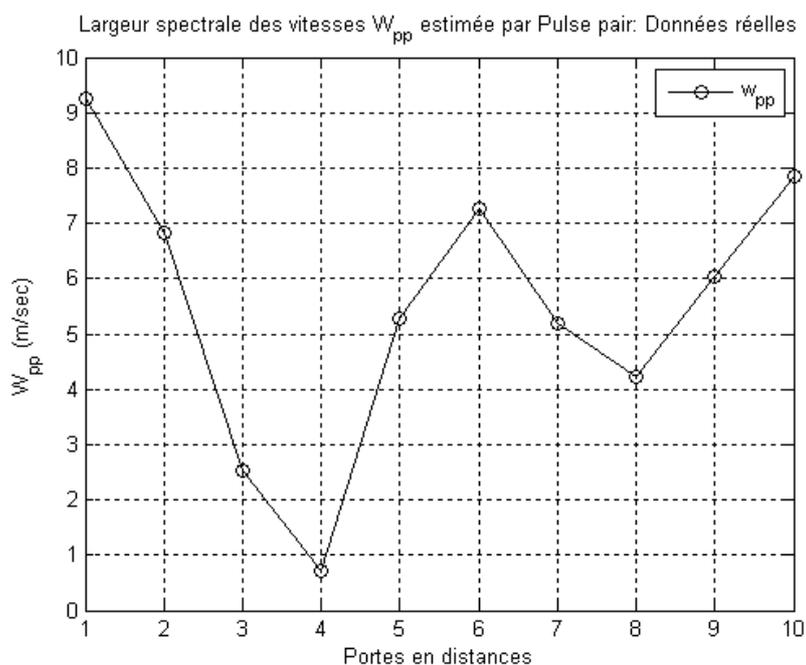


Figure 5-25 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode *Pulse Pair* (Données réelles).

5.8.2 Résultats de la méthode Fourier

Le même algorithme Fourier, utilisé pour les données générées dans la partie simulation, est aussi utilisé, ici, pour les données réelles.

Nous avons obtenu les deux premiers moments spectraux du signal météorologique réel : la vitesse radiale moyenne (figure 5.26) et la largeur spectrale des vitesses (figure 5.27).

Nous remarquons que l'allure est identique à celle obtenue par la méthode pulse pair. La différence réside au niveau des valeurs estimées, tout comme lors de la partie simulation avec des données générées.

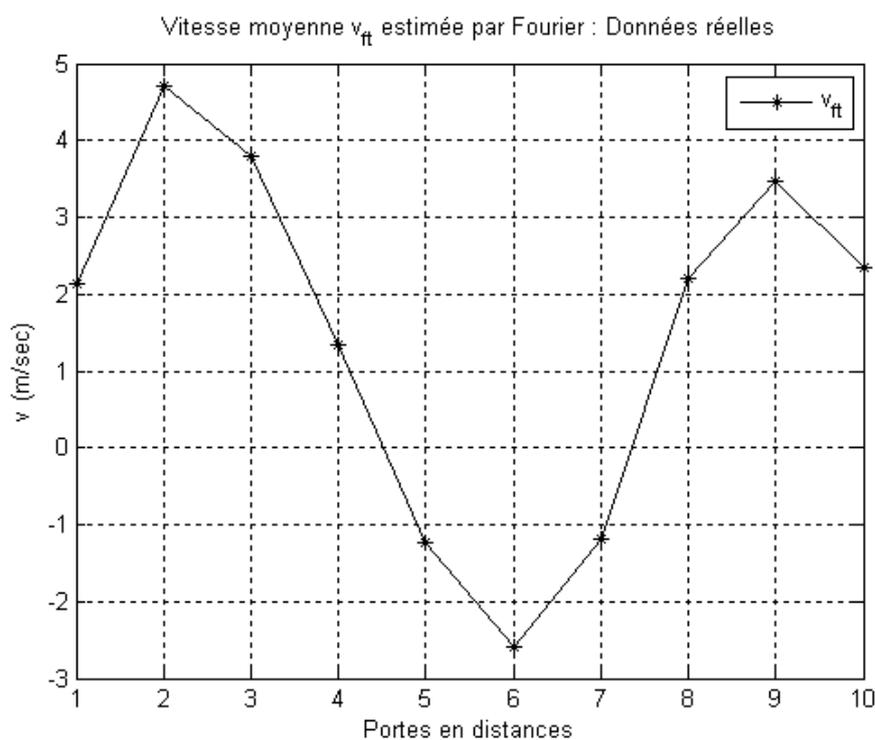


Figure 5-26 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode de *Fourier* (Données réelles).

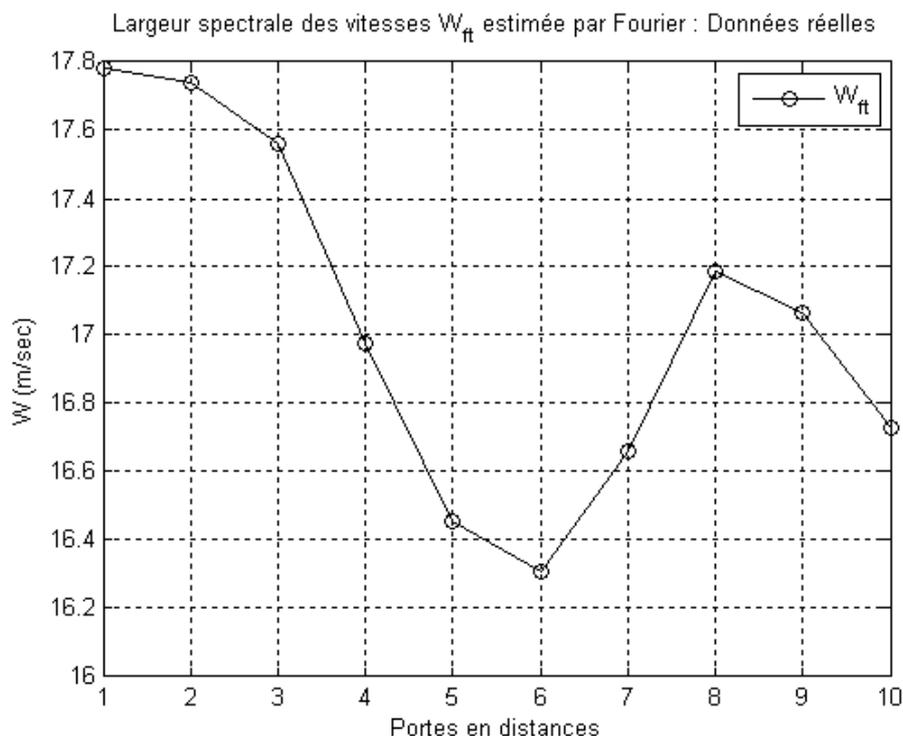


Figure 5-27 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode de *Fourier* (Données réelles).

5.8.3 Résultats de la méthode A.R

Le même algorithme autorégressif, d'ordre trois (3) utilisé pour les données générées dans la partie simulation, est aussi utilisé, ici, pour les données réelles.

Nous avons obtenu les deux premiers moments spectraux du signal météorologique réel : la vitesse radiale moyenne (figure 5.28) et la largeur spectrale des vitesses (figure 5.29).

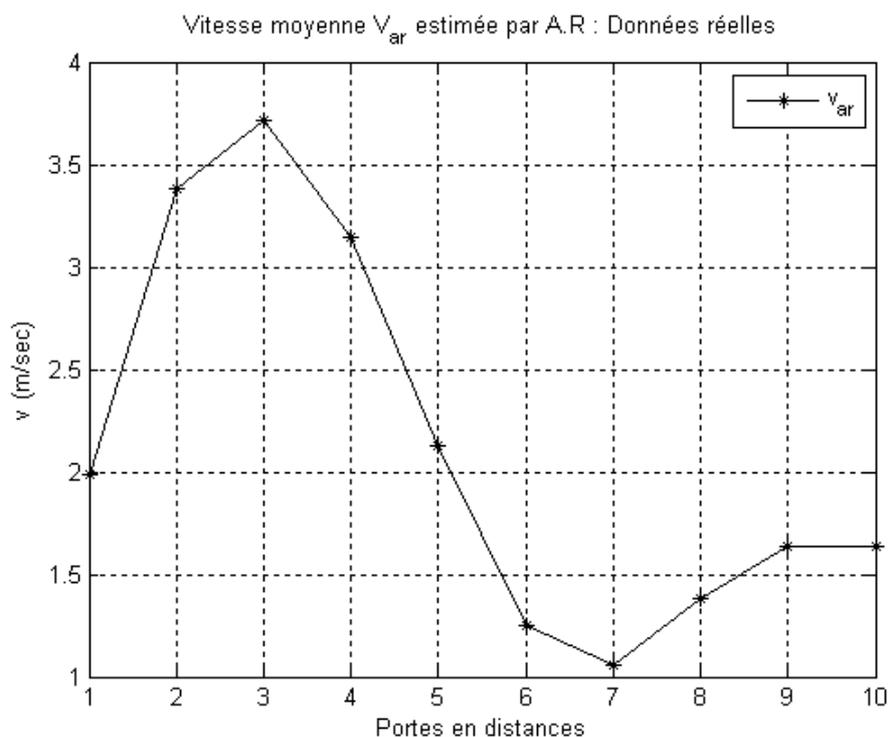


Figure 5-28 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode *Autorégressive* (Données réelles).

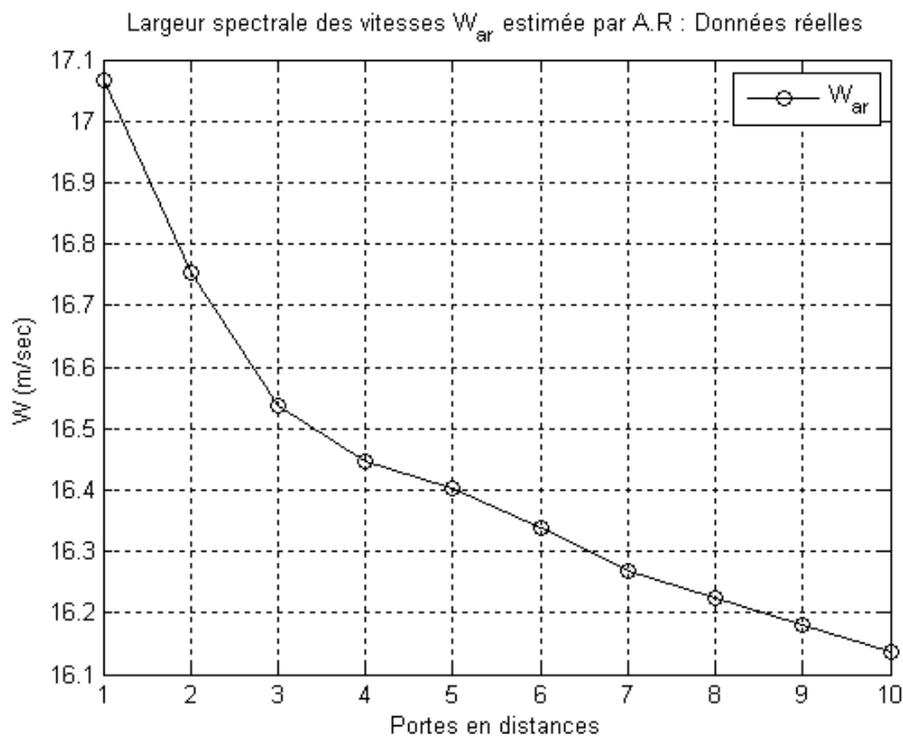


Figure 5-29 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode *Autorégressive* (Données réelles).

5.8.4 Résultats de la méthode des Ondelettes

Le même algorithme par ondelettes, consistant en un filtrage par ondelettes du signal météorologique suivi de l'algorithme pulse pair, utilisé pour les données générées dans la partie simulation, est aussi utilisé, ici, pour les données réelles.

Nous avons obtenu les deux premiers moments spectraux du signal météorologique réel : la vitesse radiale moyenne (figure 5.30) et la largeur spectrale des vitesses (figure 5.31).

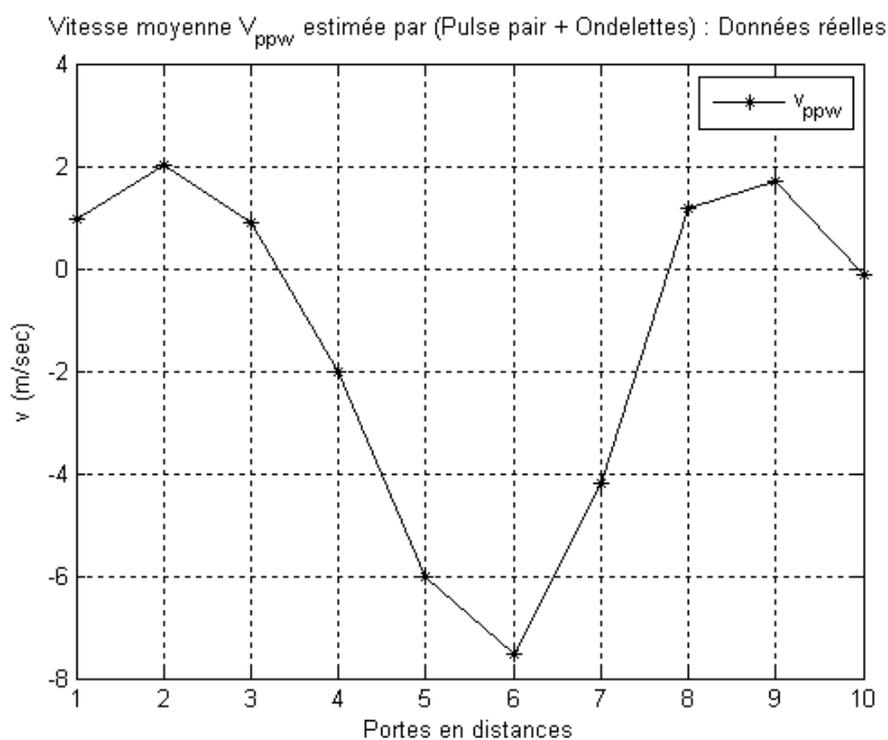


Figure 5-30 : Estimation de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode des *Ondelettes* (Données réelles).

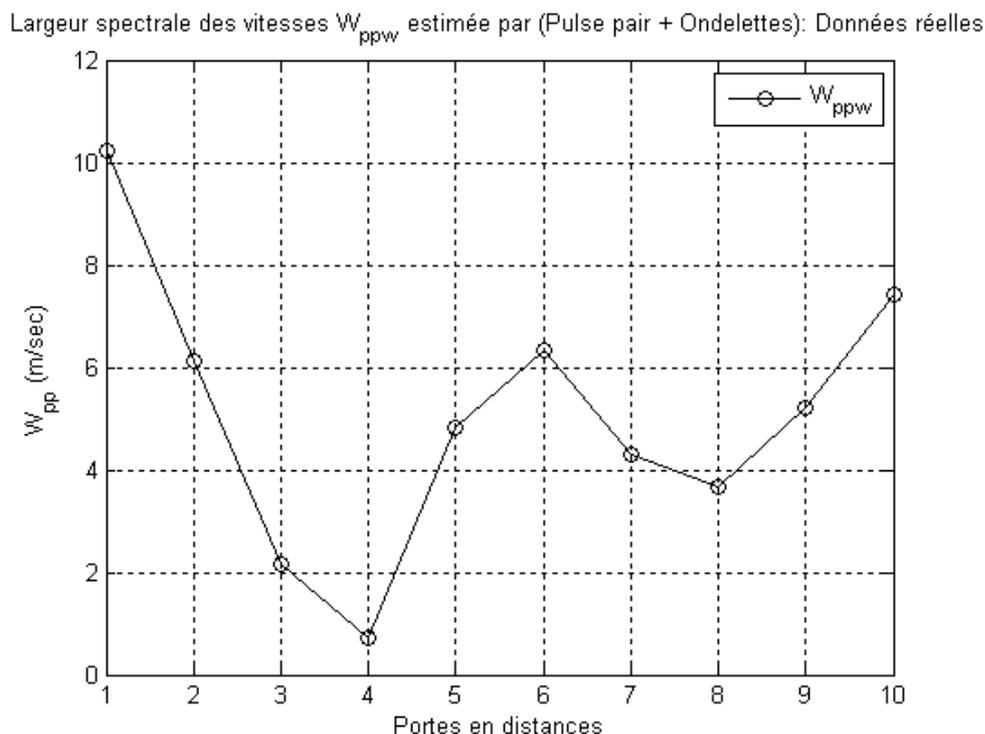


Figure 5-31 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par la méthode des *Ondelettes* (Données réelles).

5.9 Comparaison des résultats

La procédure de comparaison sera effectuée sur tous les résultats obtenus, avec tous les algorithmes que nous avons traités, aussi bien avec les données générées pour la simulation qu'avec les données réelles.

En outre, cette procédure de comparaison sera réalisée par la superposition des graphes de chaque type de résultat : la vitesse radiale moyenne Doppler \hat{v} et la largeur spectrale des vitesses \hat{W} avec tous les algorithmes que nous avons traités.

Nous signalons que les conditions d'obtention des résultats sont gardées inchangées à travers les différents algorithmes utilisés pour la simulation.

5.9.1 Données de simulation

Dans les conditions de travail choisies (voir section 5.7), nous remarquons que tous les estimateurs de la vitesse Doppler (figure 5.32) suivent la même allure que celle assignée (v_r). Les uns sont plus précis que d'autres. Le plus précis est celui qui présente, évidemment, la plus petite erreur relative : d'après la figure 5.33, il s'agit de l'algorithme des ondelettes suivi de près par l'algorithme pulse pair.

L'erreur relative maximale présentée par la méthode des ondelettes est de 3.53% à la porte en distance N° 9, tandis que celle présentée par la méthode de Fourier culmine à 13.67% à la porte en distance N° 5.

Quant à la largeur spectrale W , la figure 5.34 montre clairement que les méthodes spectrales (Fourier et A.R.) sont recalés par rapport à la méthode pulse pair qui, elle-même, se retrouve rivalisée par la méthode des ondelettes. Il est bien visible que la méthode des ondelettes est la plus performante de toutes.

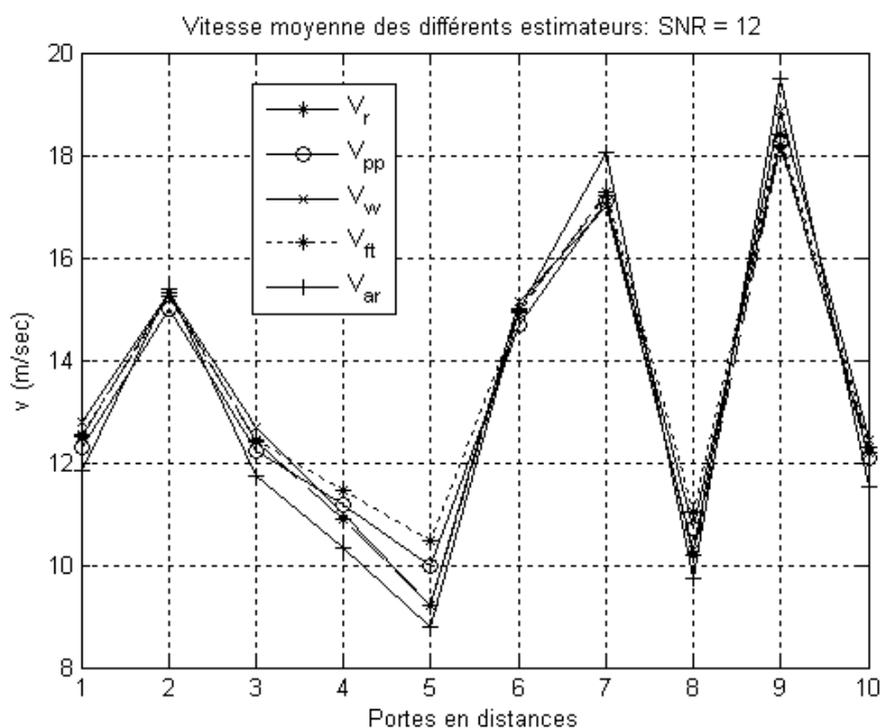


Figure 5-32 : Estimation de la vitesse moyenne par les différents estimateurs (Données de simulation).

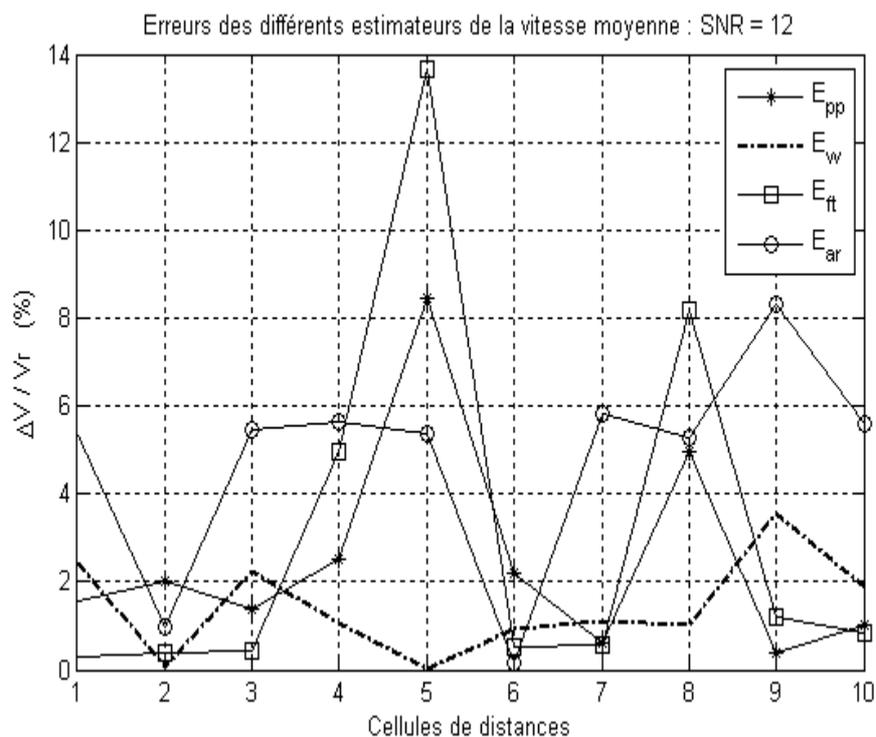


Figure 5-33 : Erreurs commises sur la vitesse moyenne par les différents estimateurs (Données de simulation).

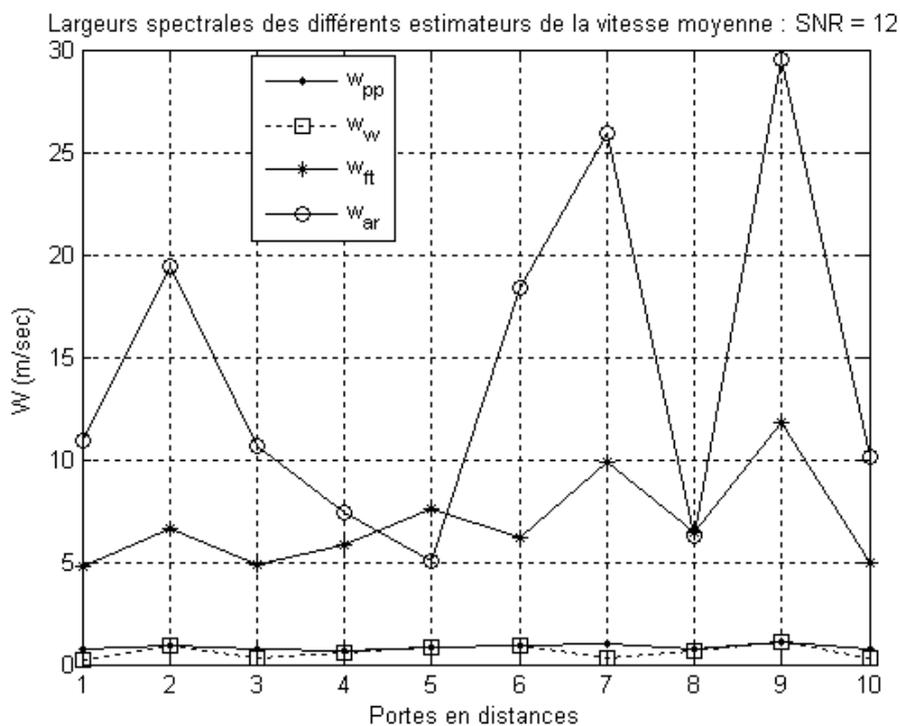


Figure 5-34 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par les différents estimateurs (Données de simulation).

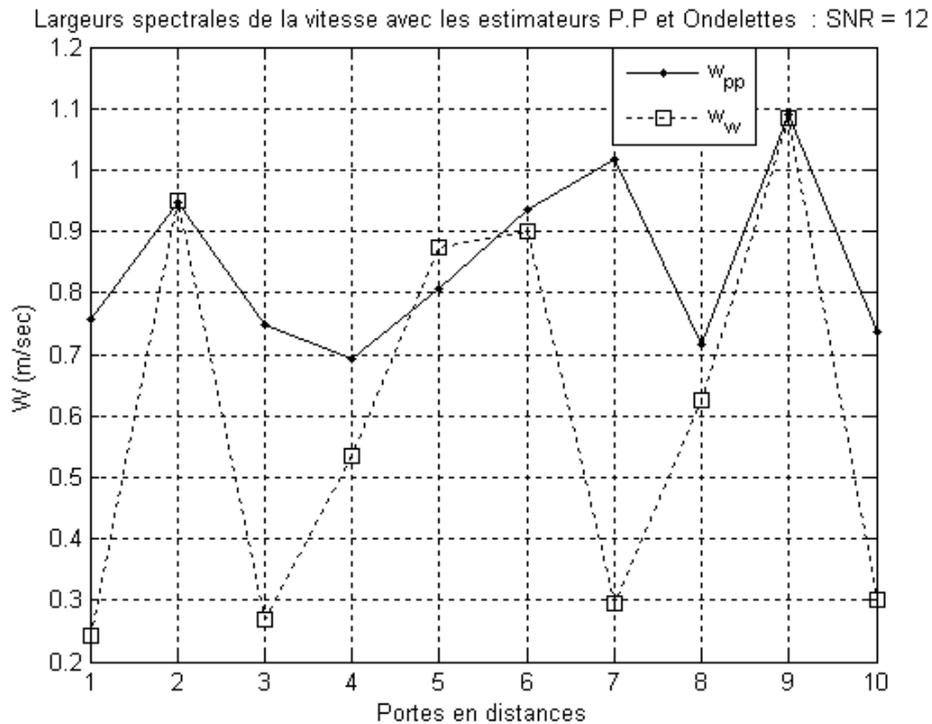


Figure 5-35 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par les estimateurs Pulse pair et les ondelettes (Données de simulation).

5.9.2 Données réelles

De même, dans ce cas-ci, pour les données réelles, nous effectuons la même procédure de comparaison que pour les données de simulation vue précédemment.

Sachant que la simulation est un exercice de calibrage des estimateurs et que nous connaissons, de surcroît, les performances des uns et des autres à travers les données de simulation, lesquelles données sont obtenues en recréant les mêmes conditions (caractéristiques du radar utilisé) que pour les données réelles, nous pouvons affirmer qu'il y a une corrélation entre les résultats obtenus sur la base des données de simulation et ceux obtenus sur la base des données réelles.

Dans le cas présent, nous comparons les performances des différents estimateurs de vitesse radiale Doppler moyenne \hat{v} puis des différents estimateurs de largeur spectrale \hat{W} des vitesses. Nous comparons également les performances des différents algorithmes utilisés en utilisant le critère temps d'exécution (*CPU time*).

Nous remarquons, à partir des résultats résumés par les deux graphes (figure 5.36 et figure 5.37), que la méthode des ondelettes est la plus performante de toutes les méthodes traitées. Le seul inconvénient de celle-ci demeure sa lenteur (figure 5.38).

En effet, la méthode des ondelettes est près de 16 fois moins rapide que son homologue pulse pair et moins de 1.8 fois plus lente que la méthode autorégressive.

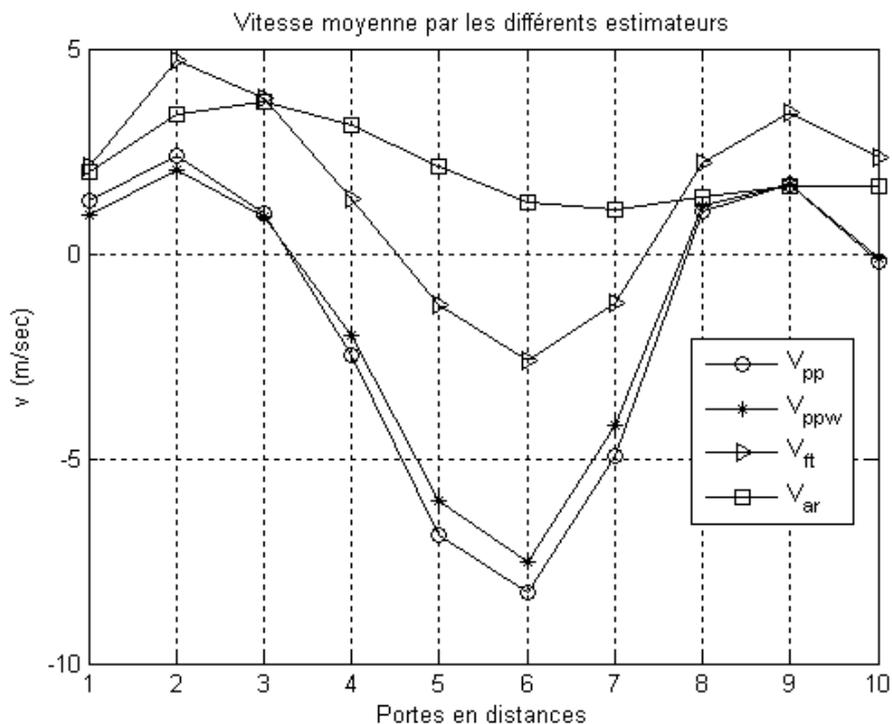


Figure 5-36 : Estimation de la vitesse moyenne par les différents estimateurs (Données réelles).

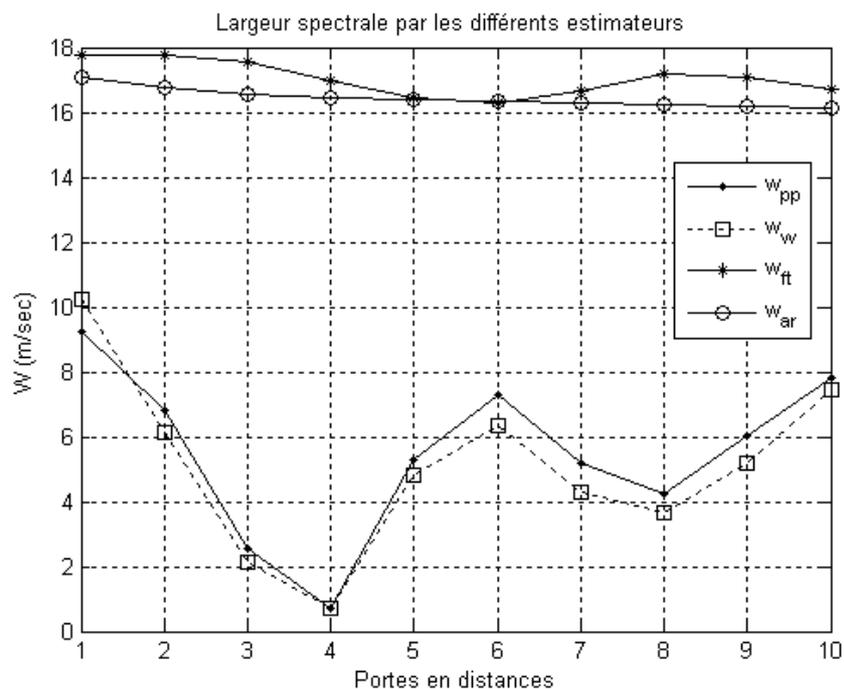


Figure 5-37 : Estimation de la largeur spectrale de la vitesse Doppler radiale moyenne par les différents estimateurs (Données réelles).

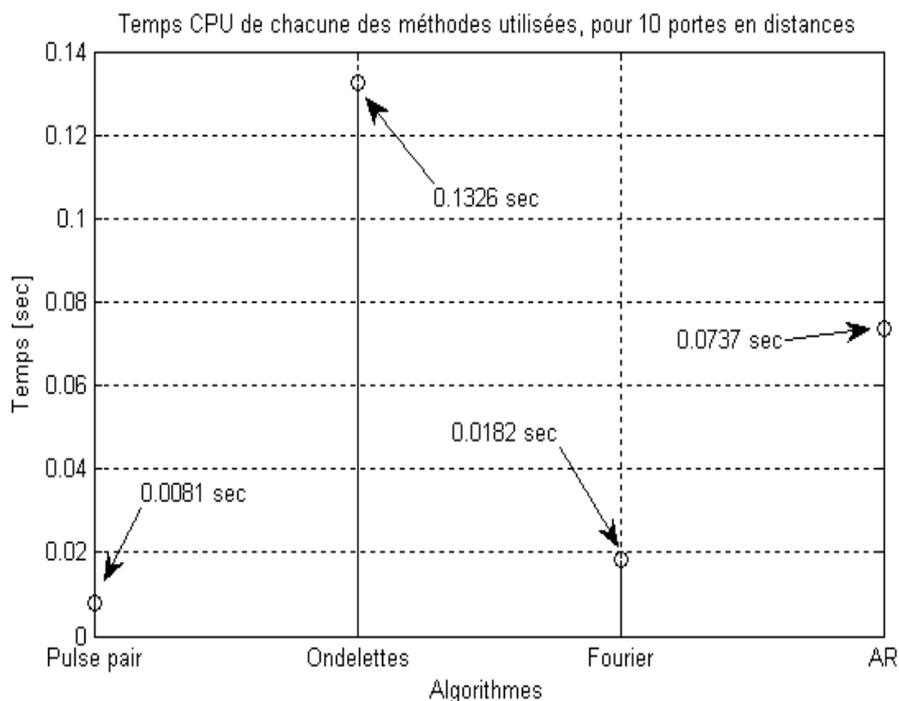


Figure 5-38 : Représentation des temps d'exécution des différents algorithmes utilisés pour 10 portes en distances (Données réelles).

5.10 Conclusion

L'objectif de cette dernière partie est la mise en œuvre des multiples algorithmes traités dans les chapitres précédents. Le but recherché est d'extraire l'information de vitesse radiale Doppler moyenne \hat{v} ainsi que celle de la largeur spectrale des vitesses \hat{W} à partir d'une série temporelle représentant la discrétisation du signal reçu par un radar Doppler météorologique. Le signal reçu est représentatif d'une perturbation météorologique en mouvement mise en évidence par l'écho d'un faisceau d'énergie électromagnétique à travers les portes en distances le long de la portée du radar.

Les phénomènes météorologiques sont considérés processus stochastiques, généralement modélisés par des formes gaussiennes à bande étroite pour des élévations moyennes.

La première phase consiste à simuler des signaux de radar et d'utiliser les différents algorithmes traités (pulse pair, ondelettes, Fourier, autorégressif) pour estimer la vitesse radiale Doppler moyenne ainsi que la variance et ensuite la largeur spectrale des vitesses.

En fait, il s'agit de retrouver la vitesse ainsi que la largeur du spectre des vitesses que nous injectons, au préalable, dans le programme : cette procédure nous permet précisément de calibrer l'estimateur actuel de la méthode choisie.

La deuxième phase consiste à comparer les différents résultats obtenus par les différentes méthodes.

Sur le plan temporel, il est bien mis en évidence que l'algorithme pulse pair est le plus rapide et que l'algorithme que nous avons développé est le plus lent de tous.

La procédure de débruitage est longue. Elle consiste en une décomposition du signal complexe en coefficients (détails et approximations) pour lesquels il faudrait appliquer un seuillage. Ensuite, il s'agit de reconstruire le signal complexe à partir des coefficients seuillés. En effet, près de 70% du temps d'exécution de l'algorithme des ondelettes sont consacrés à la procédure de débruitage par ondelettes.

Au contraire, l'algorithme pulse pair n'est constitué que de simples calculs de fonctions d'autocorrélation du signal d'entrée : ce qui explique sa supériorité en rapidité d'exécution. Il est suivi par l'algorithme de Fourier. Celui-ci est retardé par l'estimation de la densité spectrale de puissance du signal d'entrée.

D'un autre côté, l'algorithme des ondelettes offre de bien meilleures performances. En effet, il présente une bien meilleure précision lors de l'estimation aussi bien de la vitesse Doppler que de la largeur du spectre des vitesses. Cette supériorité est vérifiée aussi bien avec des données de simulation qu'avec des données réelles.

CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

Depuis le début des observations des précipitations avec des radars météorologiques, les scientifiques s'affairaient à distinguer les différents hydrométéores et à les quantifier.

Avec l'avènement des radars météorologiques Doppler, une autre activité est apparue pour les scientifiques grâce aux possibilités qu'offraient, depuis, les systèmes Doppler. En effet, il est désormais possible de mesurer, outre ce que permettaient les radars météorologiques classiques, la vitesse de déplacement des hydrométéores et de déterminer le sens de déplacement ainsi que le niveau de turbulence d'une perturbation météorologique détectée.

L'objectif de notre présent travail est justement d'étudier les voies et moyens menant à l'estimation de la vitesse radiale Doppler moyenne \hat{v} ainsi que la largeur \hat{W} du spectre des vitesses de déplacement d'une perturbation météorologique détectée par un radar météorologique pulsé Doppler positionné au sol.

A cet effet, plusieurs algorithmes ont été mis en œuvre par des chercheurs. Certains algorithmes sont déjà opérationnels : pulse pair (dans le domaine temporel) et Fourier (dans le domaine fréquentiel) ; d'autres algorithmes sont restés à l'état de proposition, pour le moment : Autorégressif (AR), Autorégressif à moyenne mobile (ARMA), Ramanujan-Fourier (RFT) (les deux derniers étant proposés par M. Lagha dans le domaine fréquentiel).

Dans notre travail, nous avons testé et évalué les algorithmes classiques suivants:

- Pulse pair (dans le domaine temporel).
- Fourier (dans le domaine spectral).
- AR (dans le domaine spectral).

Nous avons également développé une méthode de débruitage par ondelettes que nous avons appliqué à l'algorithme Pulse pair.

Le choix de l'application des ondelettes à l'algorithme Pulse pair nous a été dictée par ce qui suit :

- Il est déjà opérationnel sur les radars Doppler météorologiques du réseau américain (WSR-88D).
- Il est le plus rapide des algorithmes traités dans notre travail.
- Il est très performant mais perfectible.

Quoique tout algorithme est perfectible, il nous a paru évident qu'améliorer, donc, le pulse pair serait beaucoup plus intéressant que le fait d'améliorer un autre algorithme plus lent et moins performant.

L'explication de la rapidité de l'algorithme pulse pair peut se faire par les propos suivants :

Ledit algorithme opère dans le domaine temporel, autrement dit, les séries temporelles complexes qui lui arrivent en entrée sont directement exploitées.

En effet, l'estimation de la vitesse radiale moyenne \hat{v} est basée sur un simple calcul de la fonction d'autocorrélation (à retard $l = 1$) le long de la série temporelle représentant le signal atmosphérique reçu par le radar. Il en est de même pour l'estimation de la largeur \hat{W} du spectre des vitesses où il suffit de calculer la fonction d'autocorrélation à deux retards ($l = 1$ et $l = 2$) sachant que la fonction de l'autocorrélation à retard $l = 1$ est déjà connue. Outre la rapidité d'exécution, cet algorithme offre de très bons résultats.

Contrairement aux autres estimateurs (Fourier et A.R.), le temps nécessaire aux calculs est déjà long. La lenteur d'exécution de l'algorithme de Fourier est due au fait que l'on doit passer par une série de traitements relatifs à la série temporelle acquise en entrée. L'algorithme de Fourier offre, en outre, une estimation de la largeur spectrale \hat{W} de qualité médiocre comparativement à celle obtenue par pulse pair.

La situation se trouve plus dégradée dans le cas d'utilisation d'une méthode autorégressive.

En effet, dans un tel cas, il est exigé d'estimer la densité spectrale de puissance du signal reçu par un modèle autorégressif. Ce dernier, à lui seul, nécessite un temps de calcul assez long pour déterminer les différents paramètres autorégressifs. Ce

temps de calcul se trouve prolongé si nous élevons l'ordre du modèle. A cette contrainte temporelle, se greffe l'inconvénient du choix, lui-même, de l'ordre du modèle pouvant représenter un signal atmosphérique de manière précise. Ce choix est effectivement peu aisé parce qu'il n'est sujet d'aucun critère d'optimalité pour représenter correctement un signal météorologique.

Il est à noter que cette méthode offre, néanmoins, une légère amélioration quant à l'estimation de la vitesse \hat{v} par rapport à celle de Fourier ; par contre, l'estimation de la largeur spectrale \hat{W} est pire que celle obtenue par Fourier.

Les résultats vus de cet angle ne plaident aucunement à préconiser l'utilisation de l'une des différentes approches spectrales (Fourier, A.R.). Néanmoins, celles-ci présentent un avantage et pas des moindres.

En effet, une approche spectrale offre une meilleure lisibilité et d'interprétation du périodogramme.

La méthode que nous avons développée offre de bien meilleures performances d'estimation si ce n'est la lenteur qui peut être améliorée par une programmation optimisée de l'algorithme ainsi que par l'emploi des DSP.

Nous estimons, par conséquent, que notre travail est perfectible. En guise de perspectives et de recommandations pour l'amélioration de nos résultats atteints, nous soumettons à étude les propositions suivantes :

Etant donné que les estimateurs utilisés sont entachés d'erreurs, il serait souhaitable d'utiliser la technique de compression d'impulsions qui est à même d'augmenter le débit de production de données, d'augmenter la résolution de données (espace réduit des portes en distance) [4] et d'améliorer l'erreur d'estimation (Keeler et Frush, 1983).

En outre, sachant que les applications de recherche et certaines applications opérationnelles requièrent une vitesse de balayage plus élevée que celle fournie par des radars conventionnels à balayage mécanique, il serait également souhaitable d'envisager l'étude d'un balayage électronique à l'aide d'une antenne réseau à commande de phase (*Phased array antenna*). De cette manière, la réduction considérable du temps de balayage de tout un hémisphère serait assurée et le délai d'avertissement se trouverait amélioré. [4][32][33].

REFERENCES

1. Us Navy. "Environmental satellites and weather radar". 1999.
2. R.J. Doviak, D.S. Zrnič and D.S. Sirmans. "Doppler weather radar". IEEE. 1979.
3. David D. Aalfs, Ernest B. Baxa, Emedio M. Bracalente. "Signal processing aspects of wind shear detection". Microwave journal. September 1993.
4. R. Jeffrey Keeler, Robert J. Serafin. "Radar handbook: Chapter 19: Meteorological radar". Editions Mc Graw Hill. 3rd edition, 2008.
5. Mohand Lagha. M. Bensebti. "Performances comparison of pulse pair and two step prediction algorithms for the Doppler spectrum estimation". Springer. 2007.
6. R.J. Keeler, R.E. Passarelli. "Radar in meteorology. Chapter 20a: Signal processing for atmospheric radars". American Meteorological Society. 1987.
7. Federal meteorological handbook. "Doppler Radar, meteorological observations: Doppler Radar Theory and Meteorology. Part B". 2005.
8. P. T. May, T. Sato, T. Tsuda et al. "Errors in determination of wind speed by Doppler radar". American Meteorological Society. 1989.
9. JC Boisse, et al. "A wavelet transform technique for removing airplane echoes from ST radar signals". American Meteorological Society. 1999.
10. JR Jordan et al. "Removing ground clutter contamination from wind profiler signals using wavelet transforms". Journal of atmospheric and oceanic technology. 1997.
11. V. Lehmann and G. Teschke. "Wavelet based methods for improved wind profiler signal processing". Annals Geophysicae. 2001.
12. U.S. Department of Commerce/NOAA, "Federal meteorological handbook. Doppler Radar, meteorological observations. WSR-88D Products and Algorithms". Part C. 2006.
13. S. Liu et al. "Using wavelet analysis to detect tornadoes from Doppler radar radial velocity observations". J. of atmospheric and oceanic technology. 2006.
14. S. Dahlke, G. Teschke. "Application of wavelet methods to the analysis of meteorological radar data". Arabian journal of science and engineering. 2003.
15. V. N. Bringi and V. Chandrasekar. "Polarimetric Doppler weather radar: principles and applications". Cambridge University Press 2004.

16. Paul S. Adison. "The Illustrated Wavelet Transform Handbook: Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance". IOP Publishing Ltd. 2002
17. I. Daubechies. "Ten lectures on wavelets". Publié par SIAM, Philadelphia, 1992.
18. Sylvain Sardy. "Minimax threshold for denoising complex signals with waveshrink". IEEE. Transactions on Signal Processing, 2000.
19. G Wei, S Wu. "Denoising radar signals using complex wavelet". IEEE. Signal Processing and Its Applications, 2003.
20. DL Donoho, IM Johnstone. "Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage". Journal of the American Statistical Association, 1995.
21. DL Donoho, IM Johnstone. "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage". Biometrika, 1994.
22. S. Mallat. "A wavelet tour of signal processing". Academic Press, 3rd ed., 2009.
23. D.L. Donoho, I.M. Johnstone. "Adapting to Unknown Smoothness Via Wavelet Shrinkage". Journal of the American Statistical Association, Vol. 90, 1995.
24. R.J. Doviak, D.S. Zrnić and D.S. Sirmans. "Doppler radar and weather observations". 2nd edition, Academic Press, Inc, 1993.
25. SM Torres, CD Curtis, DS Zrnić, M Jain. "Analysis of the new Nexrad spectrum width estimator". American Meteorological Society. 2008.
26. G Meymaris, JK Williams. "Spectrum Width Estimators for the NEXRAD ORDA: Evaluation and Recommendation". American Meteorological Society, 2007.
27. R.C. Srivastava and A.R. Jameson. "Time-Domain computation of mean and variance of Doppler spectra". American Meteorological Society. 1979.
28. José M. B. Dias and José M. N. Leitão. "Nonparametric Estimation of Mean Doppler and Spectral Width". IEEE. Transactions On Geoscience And Remote Sensing. 2000.
29. Mohand Lagha. "Estimation des Propriétés Dynamiques d'un Signal Radar par l'utilisation des Méthodes Spectrales". Thèse doctorale en aéronautique. 2003.
30. Stergios Stergiopoulos. "Advanced Signal Processing Handbook Theory And Implementation For Radar, Sonar, And Medical Imaging Real-Time Systems". CRC Press, 2001.
31. D. Zrnić . "Simulation of weatherlike Doppler spectra and signals". American Meteorological Society, 1975.

32. DE Forsyth, JF Kimpel, DS Zrnič, R Ferek, JF ... "The National Weather Radar Testbed (Phased-Array)". ERAD 2008.
33. PL Heinselman, DL Priegnitz, KL Manross. "Rapid Sampling of Severe Storms by the National Weather Radar Testbed (Phased Array Radar)". Weather and Forecasting, 2008

ANNEXE A

LES ONDELETTES

1. L'ondelette

La transformée en ondelettes est un moyen de convertir un signal en une autre forme qui rend certaines caractéristiques du signal d'origine plus accessibles à étudier. Pour cela, il est nécessaire de disposer d'une ondelette ; comme son nom le suggère, c'est une forme d'onde localisée. Elle est, en fait, une fonction $\psi(t)$ satisfaisant certaines conditions mathématiques :

1. Une ondelette a une énergie finie.

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (A.1)$$

Si $\psi(t)$ est complexe, alors l'élevation au carré du module se transforme en un produit de la fonction de $\psi(t)$ et de son conjugué $\psi^*(t)$.

2. Si $\hat{\psi}(f)$ est la transformée de Fourier de $\psi(t)$, i.e

$$\hat{\psi}(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (A.2)$$

alors la condition suivante doit être remplie

$$C_g = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(f)|}{f} df < \infty \quad (A.3)$$

Cela veut dire qu'une ondelette n'a pas de composante nulle ($f = 0$) : $\hat{\psi}(0) = 0$. Elle doit avoir une moyenne nulle. Ceci est connu comme condition d'admissibilité.

3. La troisième condition ne concerne que les ondelettes complexes. La transformée de Fourier d'une ondelette complexe doit être réelle et disparaître pour les fréquences négatives.

2. Exemples :

1. L'expression $\psi(t) = \frac{2}{\sqrt{3^4\sqrt{\pi}}}(1-t^2)e^{-t^2/2}$ représente l'ondelette « chapeau mexicain » ou « sombrero ». Elle représente réellement la dérivée seconde de la fonction de distribution de gauss. Sa constante d'admissibilité est $Cg = \pi$.

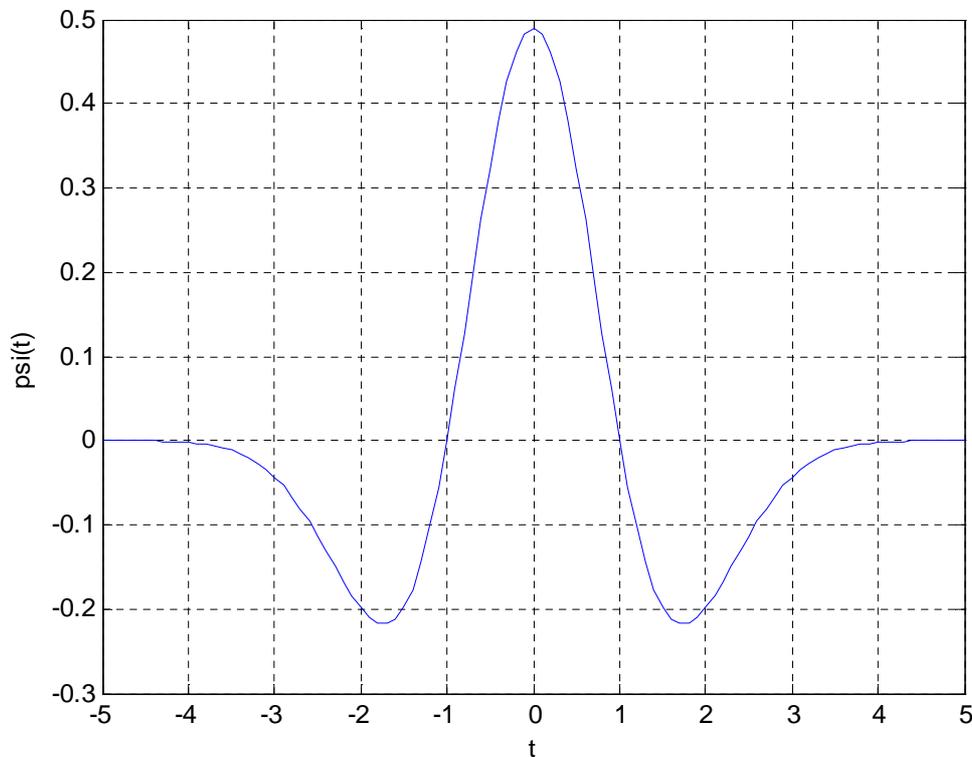


Figure 0-1: Ondelette de la dérivée seconde d'une gaussienne ou sombrero.

2. L'ondelette de Morlet a pour expression :

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt[4]{\pi}} e^{j2\pi f_0 t} e^{-t^2/2}$$

C'est une ondelette complexe disposant d'une partie réelle et d'une partie imaginaire.

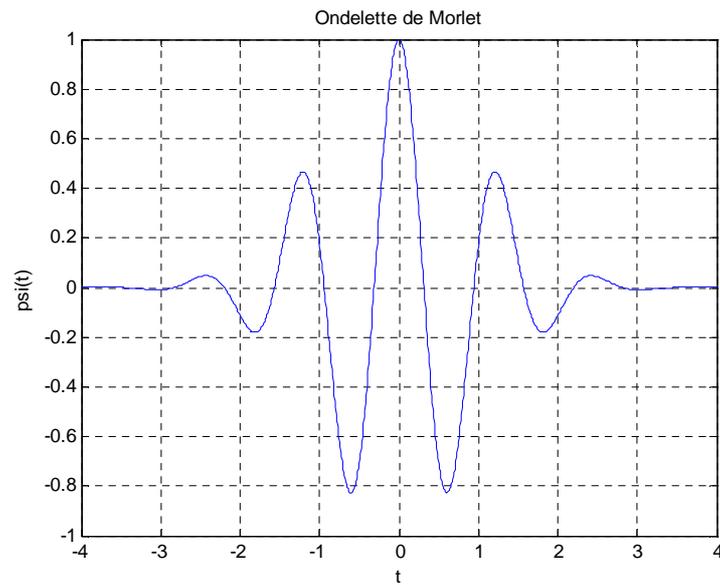


Figure 0-2: Ondelette de Morlet.

3. Spectre d'énergie d'une ondelette

Les ondelettes satisfaisant à la condition d'admissibilité sont réellement des filtres passe-bandes.

Le spectre d'énergie d'une ondelette est le graphe de la magnitude au carré de sa transformée de Fourier en fonction de la fréquence. Pour le cas du sombrero, le spectre d'énergie est $E_F(f) = |\hat{\psi}(f)|^2 = 32\pi^5 f^4 e^{-4\pi^2 f^2}$

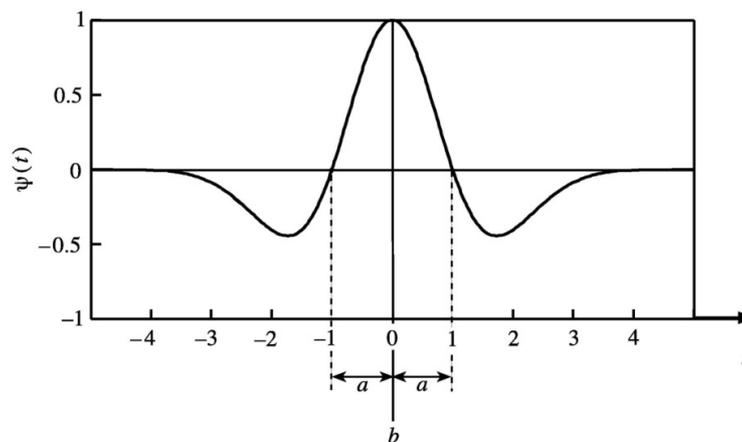


Figure A-003: Ondelette dérivée seconde d'une gaussienne

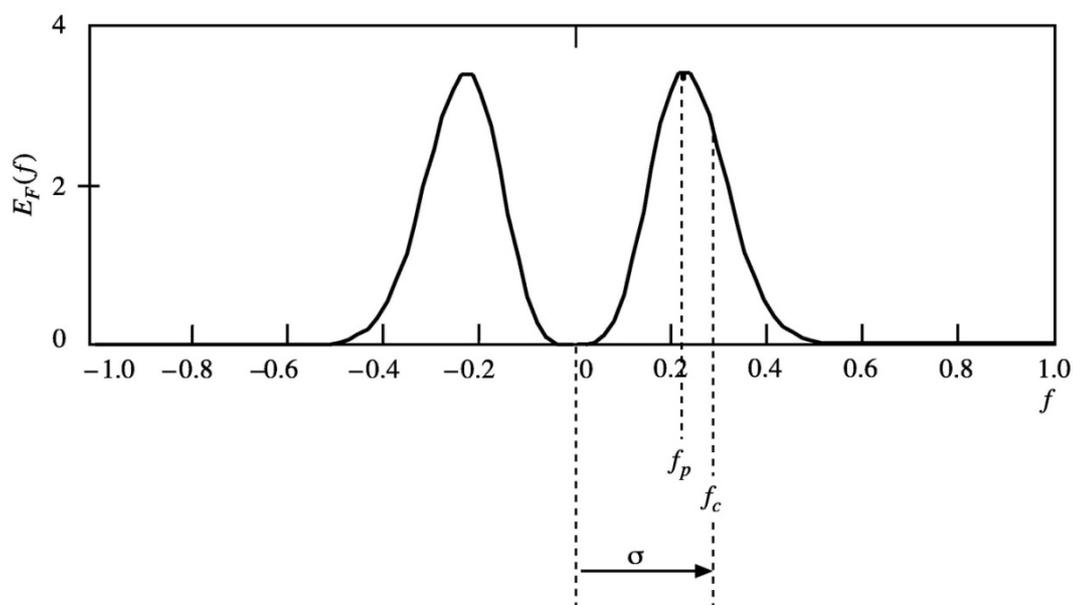


Figure A-004: Spectre d'énergie de l'ondelette représentée ci-haut où f_p est la fréquence de pic, f_c est la fréquence passe-bande et σ l'écart-type du spectre.

4. La transformée en ondelettes

Il est exigé d'une ondelette d'être flexible c'est-à-dire de réaliser une translation et une dilatation. Le paramètre de translation est "b" et celui de dilatation est "a". Les versions obtenues de l'ondelette mère sont notées

$$\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{A.4})$$

La transformée en ondelettes d'un signal $x(t)$ est définie par :

$$T(a,b) = w(a) \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (\text{A.5})$$

$w(a)$ est une fonction de pondération (généralement, elle vaut $\frac{1}{\sqrt{a}}$)

ψ^* est l'expression conjuguée de ψ si celle-ci est complexe.

La fonction d'ondelette normalisée est souvent écrite sous la forme :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{A.6})$$

Et la transformée en ondelettes sous la forme :

$$T(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad (A.7)$$

Cette fonction intégrale admet une réciproque : la transformée en ondelettes inverse permettant de retrouver le signal $x(t)$

$$x(t) = \frac{1}{C_g} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{+\infty} T(a, b) \psi_{a,b}^*(t) \frac{da db}{a^2} \quad (A.8)$$

La transformée en ondelettes est la convolution (filtrage) du signal $x(t)$ avec l'ondelette.

5. La transformée en ondelettes discrète

Cette transformée s'applique aux signaux temporels $x(t)$ où des valeurs discrètes de la dilatation a et de la translation b sont considérées.

Un moyen naturel d'échantillonner les paramètres a et b est l'utilisation d'une discrétisation logarithmique pour l'échelle $a = a_0^m$ et relier celle-ci au pas de b . Avec cette discrétisation, l'expression de l'ondelette a la forme :

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) = a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m} t - nb_0) \quad (A.9)$$

Où m et n sont deux entiers relatifs qui commandent respectivement la translation et la dilatation (l'échelle) de l'ondelette.

a_0 est l'échelle fixée, au départ, supérieure à un (1).

b_0 est le paramètre de localisation temporelle, supérieur à zéro (0).

Par conséquent, la transformée en ondelettes discrète d'un signal $x(t)$ est de la forme :

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi^*(a_0^{-m} t - nb_0) dt \quad (A.10)$$

Les $T_{m,n}$ sont les coefficients d'ondelettes et appelés souvent coefficients de détail sur le pavage indicé m et n .

6. Mise à l'échelle dyadique

Les choix communs des valeurs des paramètres a_0 et b_0 de l'ondelette discrète sont respectivement 2 et 1. Cette mise à l'échelle logarithmique en puissance de deux de l'échelle et de la translation est appelée arrangement en pavage dyadique.

L'équation A.9 devient alors

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \psi\left(\frac{t - n2^m}{2^m}\right) = 2^{-\frac{m}{2}} \psi(2^{-m}t - n) \quad (A.11)$$

Les ondelettes à maillage dyadique discrètes sont communément choisies pour être orthonormales i.e. orthogonales et normalisées pour avoir une énergie égale à l'unité.

Ceci est exprimé par

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{m,n}(t) \psi_{m',n'}(t) dt = \begin{cases} 1 & \text{si } m = m' \text{ et } n = n' \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (A.12)$$

C'est une propriété très importante : elle signifie que l'information contenue dans un coefficient $T_{m,n}$ n'est pas répétée ailleurs et cela permettra, donc, une régénération du signal d'origine sans redondance.

L'adoption d'une échelle dyadique conduit à la transformée en ondelettes discrète (DWT)

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{m,n}(t) dt \quad (A.13)$$

Et puisque la base d'ondelettes (toutes les ondelettes filles issues de l'ondelette mère) est orthonormale, alors

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} T_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (A.14)$$

7. La fonction d'échelle et la représentation multirésolution

L'ondelette discrète dyadique orthonormale est associée à une fonction d'échelle ayant pour rôle de 'lisser' le signal à traiter. De forme similaire à celle de l'ondelette, elle s'écrit

$$\varphi_{m,n}(t) = 2^{-\frac{m}{2}} \varphi(2^{-m}t - n) \quad (A.15)$$

La fonction d'échelle convoluée au signal à traiter produit un coefficient $S_{m,n}$ d'approximation

$$S_{m,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi_{m,n}(t) dt \quad (A.16)$$

Une approximation continue du signal à une échelle m peut être générée en sommant une séquence de fonctions d'échelle à cette échelle m multipliées par les coefficients d'approximations

$$x_m(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} S_{m,n} \varphi_{m,n}(t) \quad (A.17)$$

Un signal $x(t)$ peut être représenté par la somme de deux séries combinées par les coefficients d'ondelettes (détails) et les coefficients d'approximation comme suit :

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} S_{m_0,n} \varphi_{m_0,n}(t) + \sum_{m=-\infty}^{m_0} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} T_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (A.18)$$

De cette équation, il ressort que le signal original a été donc exprimé par une combinaison d'approximations de lui-même à une échelle arbitraire m_0 additionnées avec les détails du signal depuis l'échelle initiale jusqu'à celle de m_0 .

L'expression des détails du signal jusqu'à l'échelle m est

$$d_m(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} T_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (A.19)$$

Et l'expression A.18 peut alors se réécrire

$$x(t) = x_{m_0} + \sum_{m=-\infty}^{m_0} d_m(t) \quad (A.20)$$

Ce qui mène à déduire que

$$x_{m-1}(t) = x_m(t) + d_m(t) \quad (A.21)$$

Cette équation veut dire que la somme d'une approximation et d'un détail d'un signal donné à une échelle quelconque m représente l'approximation du même signal avec une résolution plus élevée ($m-1$) : c'est la multirésolution.

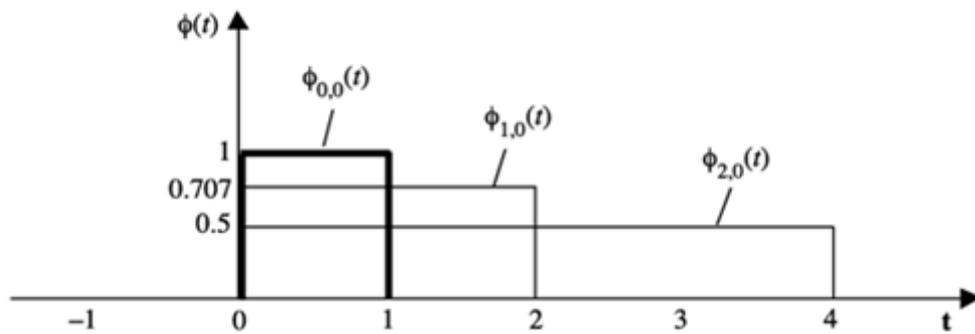


Figure 0-5 : Fonction d'échelle en blocs $\phi_{0,0}(t)$ représentée à l'échelle une (indice $m=0$) et la position $n=0$, en gras, ainsi que ses dilations à cette même position $\phi_{1,0}(t)$ et $\phi_{2,0}(t)$.

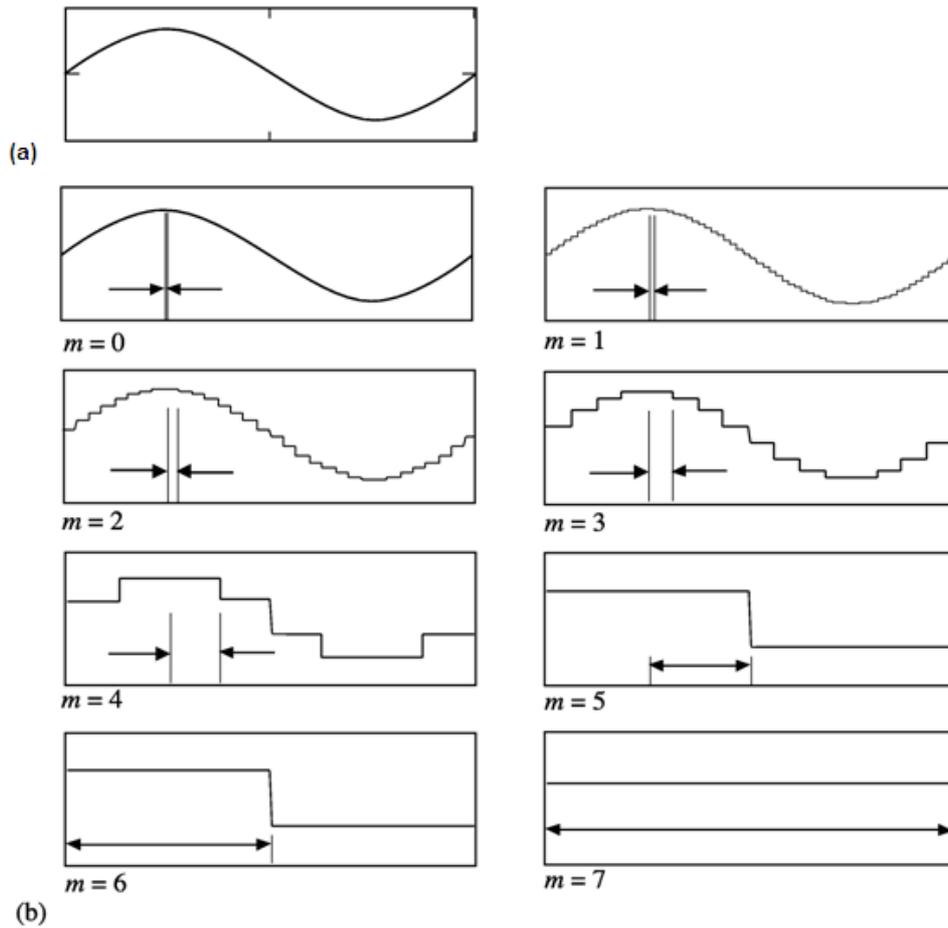


Figure 0-6 : (a) sinusoïde $x(t)$ à traiter. (b) Approximations $x_m(t)$ de la sinusoïde à échelles m croissantes. La largeur de la fonction d'échelle $\varphi_{m,n}(t)$ prise à l'échelle m est mise en évidence par des flèches.

8. L'équation d'échelle et l'équation d'ondelette associée

L'équation d'échelle (dilatation) décrit la fonction d'échelle $\varphi(t)$ en versions contractées et décalées d'elle-même comme suit :

$$\varphi(t) = \sum_k c_k \varphi(2t - k) \quad (\text{A.22})$$

$\varphi(2t - k)$ est la version contractée de $\varphi(t)$ dans le temps par un pas k entier, multipliée par un coefficient d'échelle c_k .

En intégrant les deux membres de A.22, on obtient

$$\sum_k c_k = 2 \quad (\text{A.23})$$

Et pour obtenir un système orthogonal, il est exigé que

$$\sum_k c_k c_{k+2k'} = \begin{cases} 2 & \text{si } k' = 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{A.24})$$

Ces mêmes coefficients sont utilisés pour obtenir l'équation de l'ondelette associée :

$$\psi(t) = \sum_k (-1)^k c_{1-k} \varphi(2t - k) \quad (\text{A.25})$$

Pour une ondelette à support compact, donc dotée d'un nombre N_k limité de coefficients d'échelle, l'équation A.25 devient

$$\psi(t) = \sum_k (-1)^k c_{N_k-1-k} \varphi(2t - k) = \sum_k b_k \varphi(2t - k) \quad (\text{A.26})$$

De (A.15) et (A.22), on obtient pour la fonction d'échelle l'expression suivante :

$$2^{-(m+1)/2} \varphi(2^{-(m+1)}t - n) = 2^{-m/2} 2^{-1/2} \sum_k c_k \varphi\left(\frac{2t}{2 \cdot 2^m} - 2n - k\right) \quad (\text{A.27})$$

Ou encore :

$$\varphi_{m+1,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k c_k \varphi_{m,2n+k}(t) \quad (\text{A.28})$$

De manière similaire, la fonction d'ondelette devient :

$$\psi_{m+1,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k b_k \varphi_{m,2n+k}(t) \quad (\text{A.29})$$

9. Détails et approximations

Le principe basique de la transformée en ondelettes est de scinder le signal en deux composantes. L'une représente l'allure générale du signal (approximation), l'autre représente ses détails. L'allure générale représente les basses fréquences et les détails représentent les hautes fréquences.

Pour distinguer les deux types de fréquences, on a recours à une paire de filtres : un filtre passe-bas pour obtenir l'allure générale et un filtre passe-haut pour obtenir les

détails variant rapidement. Pour garder toute l'information du signal, les deux filtres doivent être complémentaires et former un paire de filtres miroirs en quadrature (QMF). La sortie de chaque filtre est suivie d'une décimation.

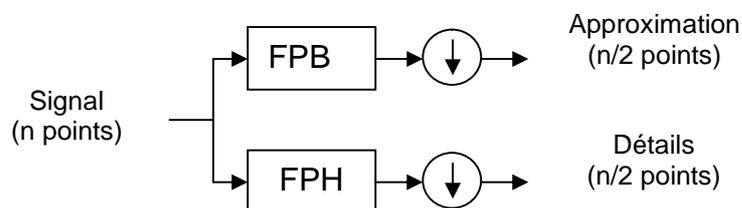


Figure 0-7 : Etape élémentaire de la transformée en ondelettes.

A chaque paire de filtres est associée une ondelette $\psi(t)$ et une fonction d'échelle $\varphi(t)$. L'ondelette rend compte des détails du signal tandis que la fonction d'échelle approxime le signal.

La transformée en ondelettes discrète peut être obtenue par un processus itératif de filtrage par bancs de filtres à deux canaux, en utilisant la sortie du filtre passe bas, voir figure A.8.

Cette manière de procéder est très utile notamment lors de la compression de données, extraction de caractéristiques et le débruitage.

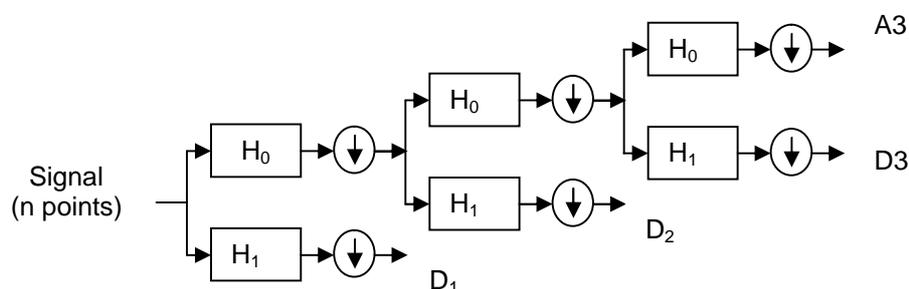


Figure 0-8 : Principe de la transformée en ondelettes discrète par bancs de filtres.

10. Seuillage

Il est évident que l'on ne décompose pas un signal pour tout juste le reconstruire à l'identique. Les coefficients d'ondelettes correspondent aux détails d'un signal. Lorsqu'un détail est faible, il peut être ignoré sans que cela n'affecte les données de manière notable. Le seuillage des coefficients d'ondelettes est donc un bon moyen d'ignorer les détails les plus faibles que l'on peut assimiler à du bruit et ne conserver que les coefficients d'ondelettes les plus importants absolument.

On reconstruit alors le signal à partir de ces seuls coefficients, les autres étant mis à zéro. Comme les détails les plus faibles, correspondant au bruit, ont été éliminés, le signal obtenu est alors nettoyé ou débruité.

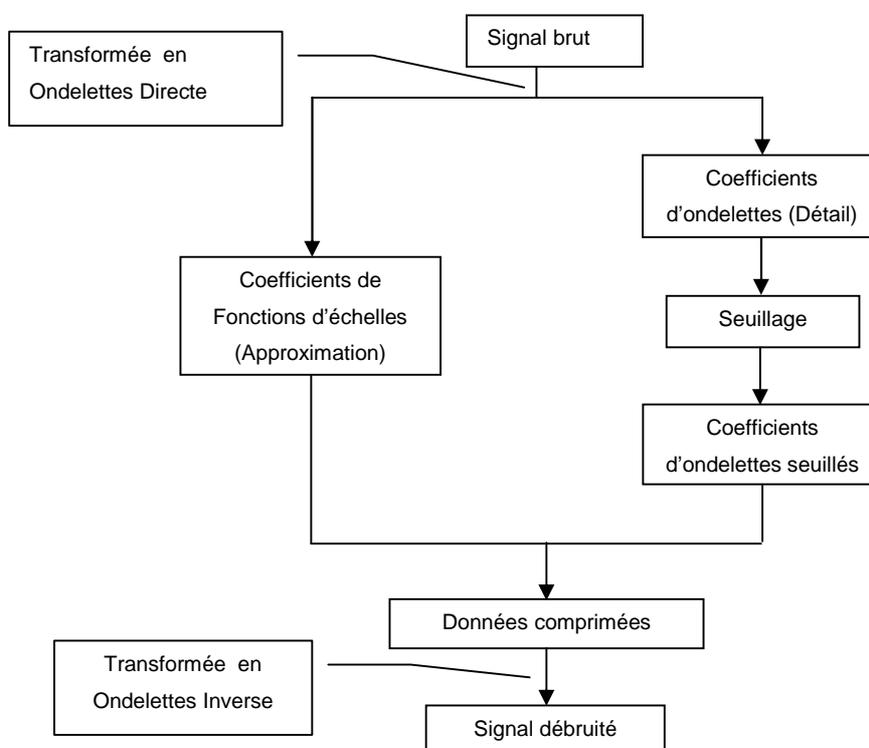


Figure 0-9 : Schéma synoptique du débruitage par ondelettes

Le seuillage standard des coefficients d'ondelettes est réalisé principalement par la fonction de seuillage pouvant être brut (*hard*) ou mou (*soft*).

Si le coefficient d'ondelette (détail) est symbolisé par d et le seuil sélectionné est λ alors, comme le montre si bien la figure A.10, la fonction de seuillage brut (*hard thresholding*) est :

$$d = \begin{cases} 0 & \text{si } |d| \leq \lambda \\ d & \text{si } |d| > \lambda \end{cases} \quad (\text{A. 30})$$

Tandis que la fonction de seuillage mou (soft thresholding) est :

$$d = \begin{cases} 0 & \text{si } |d| \leq \lambda \\ \text{sign}(d) \cdot |d| \left(1 - \frac{\lambda}{|d|}\right) & \text{si } |d| > \lambda \end{cases} \quad (\text{A. 31})$$

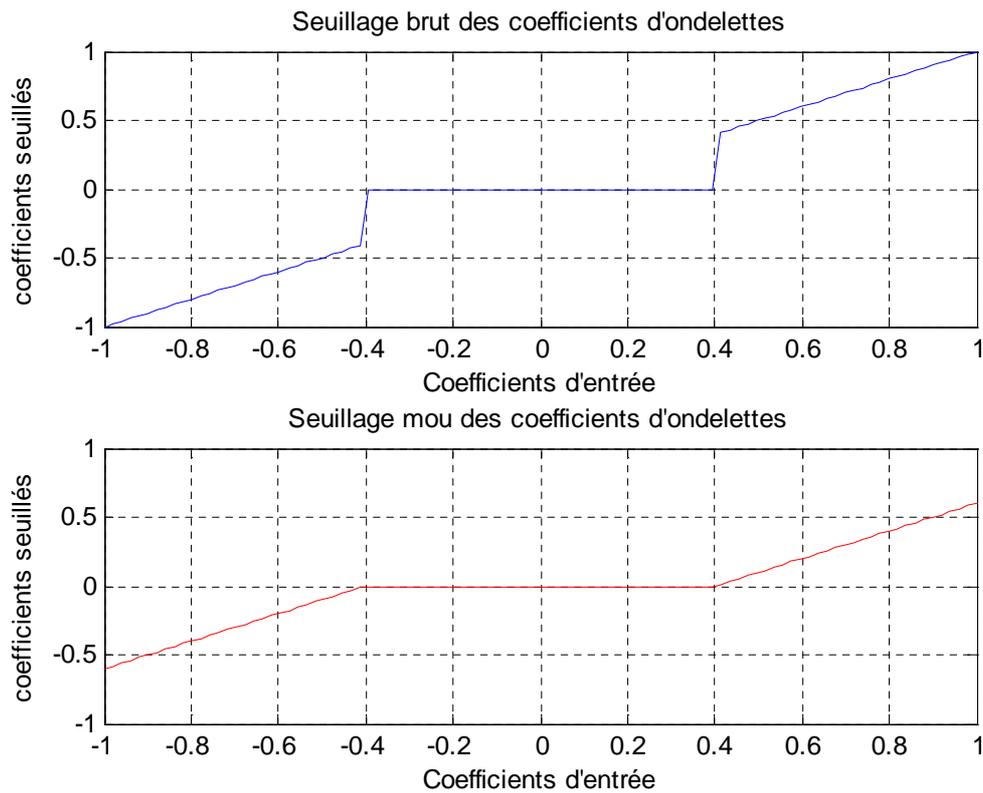


Figure 0-10 : Seuillage d'un vecteur dont les valeurs des composantes sont comprises entre -1 et 1 par les seuillages brut et mou avec un seuil $\lambda=0.4$

ANNEXE B

LES PHENOMENES METEOROLOGIQUES

1. Vent

C'est le mouvement horizontal de l'air. Il résulte de la répartition des pressions à la surface de la Terre. Dans l'hémisphère Nord, le vent tourne dans le sens des aiguilles d'une montre autour des zones des hautes pressions (anticyclones) et en sens trigonométrique autour des zones de basses pressions (dépressions). Cette règle s'inverse dans l'hémisphère Sud.

2. Orage

L'orage est l'un des phénomènes météorologiques les plus impressionnants: la violence des décharges électriques, des déflagrations sonores et des précipitations qui parfois l'accompagnent sont les témoins d'un échange considérable d'énergie à travers l'atmosphère.

L'orage résulte de décharges brusques d'électricité atmosphérique qui se manifeste à la fois par les éclairs et le tonnerre. Les nuages orageux sont exclusivement les cumulonimbus. Ils sont les seuls à être suffisamment développés pour engendrer de telles perturbations électriques.



Image 0-1 : Exemple d'orage nocturne.

3. Tornade

La tornade se produit en temps très chaud et humide. Elle survient lorsqu'un front froid rencontre une masse d'air chaud au sol. Suite à cela, un nuage d'orage appelé cumulonimbus se forme dans le ciel. L'instabilité des vents forts en altitude entraînent un tourbillon de nuages et de poussières en forme d'entonnoir inversé détruisant tout sur son passage. La trajectoire d'une tornade est imprévisible. Son passage est accompagné d'une baisse de pression et de fortes pluies et de grêle. Elle est plutôt localisée, son rayon dépasse rarement 500 m [Tetsuya Theodore Fujita, 1981]. Sa durée de vie est de quelques minutes, mais elle peut causer de très graves dégâts : déraciner des arbres, projeter de gros objets tels que des véhicules. Elle provoque un bruit comparable à celui d'un réacteur d'avion.



Image 0-2 : Exemple de tornades.

4. Conclusion

Dans cette partie nous avons décrit les principaux événements météorologiques pouvant survenir dans toute partie du globe. Ils ne constituent nullement une liste exhaustive. Les perturbations météorologiques décrites dans cette partie constituent des cibles mouvantes pouvant être détectées par des radars météorologiques pulsé Doppler.