

Université du Québec
Institut national de la recherche scientifique :
Centre Eau, Terre, Environnement

**Estimation du potentiel éolien en haute mer et en région côtière par
l'utilisation conjointe de données satellitaires d'un radar à synthèse
d'ouverture et d'un diffusiomètre**

Par
Audrey Lessard-Fontaine

Mémoire présenté pour l'obtention
du grade de Maître ès sciences (M.Sc.)
Sciences de l'eau

Jury d'évaluation :

Examineur externe	Michael Brower, Ph.D. Chief technology officer et co-proprétaire AWS Truepower
Examineur interne	Salaheddine El Adlouni, Professeur invité INRS, Centre Eau, Terre et Environnement Professeur assistant Institut National de Statistique et d'Économie Appliquée
Directrice de recherche	Monique Bernier, Professeure INRS, Centre Eau, Terre et Environnement
Codirecteur de recherche	Karem Chokmani Professeur INRS, Centre Eau, Terre et Environnement
Codirecteur de recherche	Gaëtan Lafrance, Professeur Honoraire INRS, Centre Énergie, Matériaux et Télécommunications



Résumé

Encore aujourd'hui l'estimation de la ressource éolienne est un défi de taille pour l'industrie, et ce, particulièrement en région côtière où les données *in situ* sont limitées. Depuis quelques années, il a été démontré que certains satellites permettent d'estimer les vitesses de vents en mer, et même près des côtes pour certains capteurs. Dès lors, il devient possible d'estimer les vitesses de vents de toute une région à un moment précis dans le temps, ce qui constitue un avantage important associé à cette technique.

Cependant, pour bien connaître la ressource éolienne d'une région, il est nécessaire de connaître la distribution fréquentielle des vents et non seulement la répartition spatiale des vents à un moment précis; malheureusement, les satellites ne permettent généralement pas d'avoir à la fois un bon échantillonnage temporelle et spatial. Certaines études ont d'ores et déjà démontré qu'avec les données satellitaires QuikSCAT, la fréquence d'échantillonnage est suffisante pour estimer précisément la distribution fréquentielle des vents d'une région, mais avec une résolution grossière (Hasager et al. 2008; Liu et al. 2008). À l'inverse, les données de radar à synthèse d'ouverture (RSO) ont une très bonne résolution (~400m), mais détiennent une fréquence d'échantillonnage insuffisante pour estimer précisément la ressource.

Considérant la complémentarité des capteurs, nous nous sommes penchés sur le développement d'une méthodologie permettant l'utilisation conjointe des données RADARSAT-1 et de celles du diffusiomètre à bord du satellite QuikSCAT. D'autres études ont utilisé conjointement les deux types de données (Ben Ticha 2007; Beaucage et al. 2008), mais sans employer les deux bases de données dans leur ensemble afin d'optimiser l'utilisation de l'information statistique disponible. L'utilisation de l'ensemble de ces données constitue l'originalité de ce mémoire.

Dans un premier temps, nous présentons l'approche bayésienne adoptée dans le cadre de cette étude. D'une part, cette approche permet l'exploitation conjointe de l'ensemble des données disponibles en provenance des deux capteurs. D'autre part, elle permet d'estimer la distribution fréquentielle des vents en haute mer.

Les résultats obtenus mettent en évidence le fait que l'utilisation conjointe de données d'un diffusiomètre et d'un radar à synthèse d'ouverture permet d'améliorer considérablement la

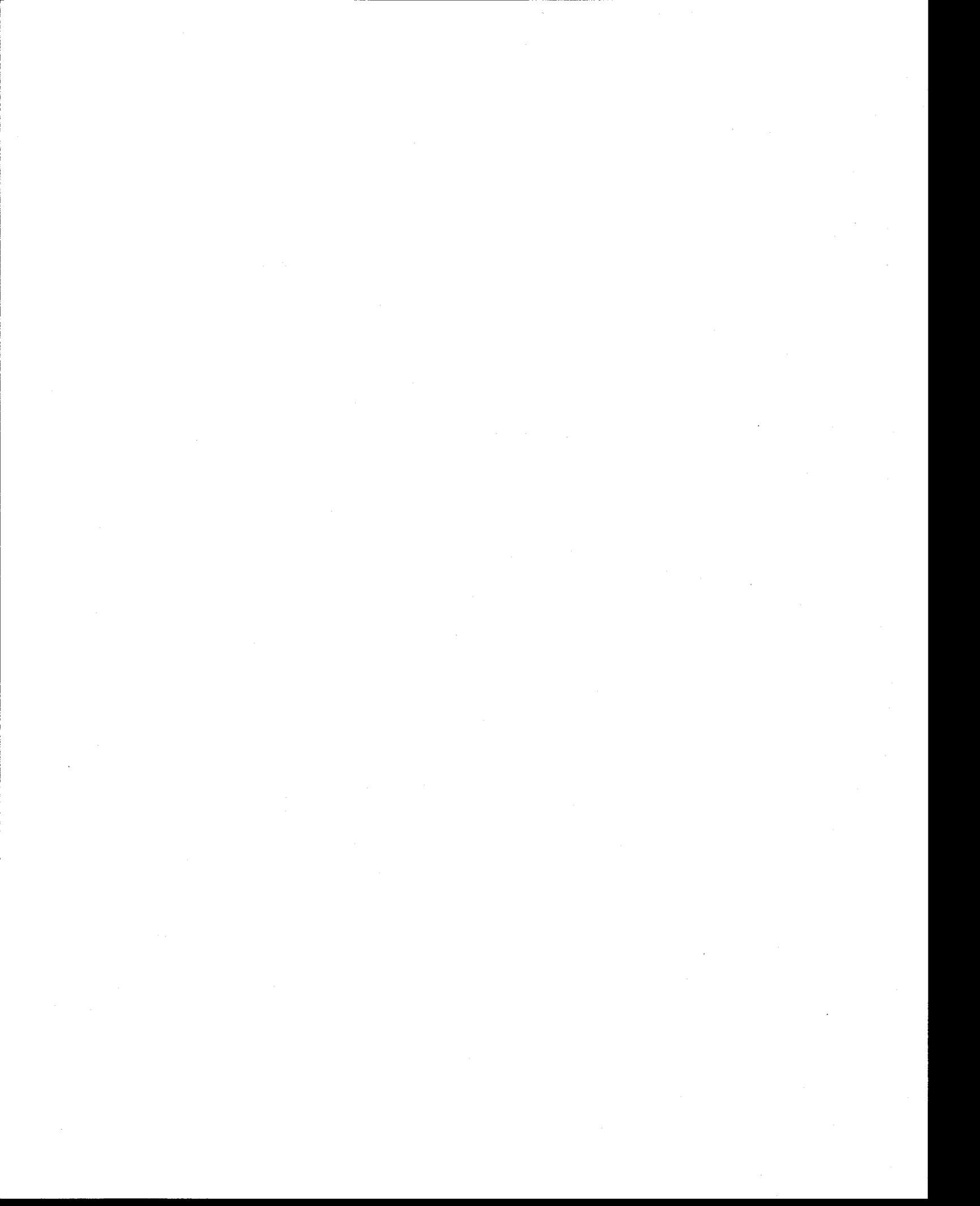
précision des estimations par rapport à l'utilisation des données RSO seules (les intervalles de confiance moyens passent de 23% à 10% de la valeur du paramètre d'échelle de la distribution). Ils démontrent également qu'une résolution spatiale plus fine est obtenue par rapport à l'utilisation des données QuikSCAT seules.

Dans un deuxième temps, les paramètres de la distribution fréquentielle des vents en haute mer ont été extrapolés jusqu'à la région côtière par régression linéaire. Afin de tenir compte de la variation de la distribution fréquentielle des vents à l'approche des côtes, des données statistiques de tendance centrale et de dispersion tirées des données RSO ont été employées. Bien que préliminaires, les résultats démontrent une diminution significative des vitesses de vents à l'approche des côtes; ce constat est cohérent avec la connaissance actuelle des vents en région côtière.

En conclusion, nos travaux montrent que les données satellitaires ont un excellent potentiel pour la cartographie de la distribution de la ressource des vents en mer et en région côtière où les données *in situ* sont plus rares. Il s'agit d'une alternative intéressante puisque jusqu'à présent, seule l'Atlas canadien d'énergie éolienne offrait de l'information sur les vents de cette région. La cartographie alternative obtenue à partir de nos travaux permet une meilleure connaissance des vents du golfe du Saint-Laurent.

Remerciements

Je tiens à vous remercier, vous tous qui m'avez appuyée, corrigée et critiquée; sans vous, jamais ce mémoire n'aurait pu voir le jour. Je ne saurais ni par où commencer, ni par où finir mes remerciements tant vous êtes nombreux à m'avoir aidé et tant j'aimerais faire l'éloge de chacun d'entre vous. Cette recherche est à la fois le résultat et la preuve de l'importance et de la richesse découlant de la multidisciplinarité : statisticiens, géographes, géomaticiens, physiciens, météorologues et même des néophytes m'ont donné leur appui à des degrés divers mais toujours avec une utilité certaine. Un merci particulier à chacun de vous pour la générosité avec laquelle vous m'avez aidée.



Sommaire

RÉSUMÉ	I
REMERCIEMENTS	III
SOMMAIRE	V
LISTE DES FIGURES	IX
LISTE DES TABLEAUX	XII
CHAPITRE 1. INTRODUCTION.....	1
1.1 PRÉMICES TECHNOLOGIQUES.....	2
1.2 MODÉLISATION DE LA DISTRIBUTION DES VENTS	ERREUR ! SIGNET NON DEFINI.
1.3 ESTIMATION LA VITESSE DU VENT À PARTIR DE DONNÉES DE TÉLÉDÉTECTION	5
1.4 OBJECTIFS DE RECHERCHE.....	8
1.5 STRUCTURE DU MÉMOIRE	9
CHAPITRE 2. CADRE THÉORIQUE	11
2.1 ESTIMATION DES VITESSES DE VENT INSTANTANÉES PAR DONNÉES RADAR	11
2.1.1 <i>Fonctionnement d'un système radar.</i>	11
2.1.2 <i>Le signal radar et le vent.</i>	15
2.1.3 <i>Les modèles géophysiques</i>	17
2.1.4 <i>L'inversion des modèles (estimation de la vitesse des vents)</i>	19
2.2 ANALYSE FRÉQUENTIELLE DE LA DISTRIBUTION DES VENTS.....	20
2.2.1 <i>Caractéristiques des données satellitaires</i>	21

Pas de temps d'intégration des données.....	21
Taille de la banque de données disponibles (taille de l'échantillon)	21
Plages de vitesses du vent estimées	22
Période de disponibilité des données.....	23
Heure de l'acquisition des données.....	23
Hauteur d'estimations des vitesses de vent	23
2.2.2 Modélisation fréquentielle des vitesses des vents.....	23
Influence des paramètres d'échelle et de forme sur la répartition de la loi de Weibull.....	24
2.2.3 Détermination du potentiel éolien d'une région	27
CHAPITRE 3. MATÉRIEL ET MÉTHODES	29
3.1 RÉGION À L'ÉTUDE.....	29
3.2 DONNÉES.....	30
3.2.1 Données satellitaires	30
Données QuikSCAT	30
Données RADARSAT-1	31
3.2.2 Données des mâts d'environnement Canada.....	32
3.2.3 Données de l'Atlas Canadien d'énergie éolienne	33
3.3 MÉTHODOLOGIE	34
3.3.1 Constitution de la base de données de vent instantané QuikSCAT	35
3.3.2 Constitution de la base de données de vent instantané RADARSAT-1	36

Traitement A : réduction du chatolement et transformation du signal brut en coefficient de rétrodiffusion ..	36
Traitement B : détermination du champ de directions des vents	37
Traitement C : Inversion du modèle CMOD-5 pour l'estimation des vitesses de vent	37
3.3.3 Estimation des paramètres de la distribution des vents à partir des données QuikSCAT	39
3.3.4 Estimation des paramètres de la distribution des vents à partir des données RADARSAT-1 ...	40
3.3.5 Estimation bayésienne des paramètres de la distribution des vents	41
3.3.6 Extrapolation des résultats vers la zone côtière	46
3.3.7 Validation des résultats d'estimation des paramètres de la distribution des vents en haute mer	48
CHAPITRE 4. RÉSULTATS ET ANALYSES	49
4.1 CONSTITUTION DE LA BASE DE DONNÉES QUIKSCAT	49
4.1.1 Analyse de corrélation temporelle	50
4.1.2 Analyse de l'homogénéité des données	51
4.2 CONSTITUTION DE LA BASE DE DONNÉES RSO	52
4.3 ANALYSE FRÉQUENTIELLE DES VENTS EN MER À PARTIR DES DONNÉES QUIKSCAT	53
4.3.1 Analyse globale	54
4.3.2 Analyse locale	56
4.3.3 Conclusions sur la cartographie réalisée à partir des données QuikSCAT	59
4.4 ANALYSE FRÉQUENTIELLE DES VENTS À PARTIR DES DONNÉES RADARSAT-1	60
4.4.1 Analyse globale	60

4.4.2	<i>Analyse locale</i>	63
4.4.3	<i>Conclusion sur la cartographie réalisée à partir des données RADARSAT-1</i>	66
4.5	ANALYSE FRÉQUENTIELLE DES VENTS EN MER PAR APPROCHE BAYESIENNE	67
4.5.1	<i>Ajustement de l'algorithme d'analyse bayésienne par chaîne MCMC</i>	67
4.5.2	<i>Analyse globale</i>	69
4.5.3	<i>Analyse locale</i>	71
4.5.4	<i>Conclusions sur la cartographie par approche bayésienne</i>	73
4.6	EXTRAPOLATION À LA ZONE CÔTIÈRE	74
4.6.1	<i>Conclusions sur l'extrapolation</i>	77
4.7	COMPARAISON AVEC L'ATLAS CANADIEN D'ÉNERGIE ÉOLIENNE	78
CHAPITRE 5. CONCLUSION		81
ANNEXES		85
ANNEXE A – L'ÉNERGIE CINÉTIQUE DU VENT		86
ANNEXE B- RÉSUMÉ DES IMAGES RSO.....		88
ANNEXE C - SENSIBILITÉ RELATIVE DE LA DENSITÉ DE PUISSANCE		91
ANNEXE D –RÉSIDUS DES RÉGRESSIONS LINÉAIRES		93
CHAPITRE 6. BIBLIOGRAPHIE		97

Liste des figures

Figure 1 Courbes de puissance de trois éoliennes commercialisées par GE.....	3
Figure 2 Vitesse moyenne annuelle du vent à 50M au dessus du sol. Source : Atlas canadien du vent produit avec WEST d'Environnement Canada. www.atlaseolien.ca	5
Figure 3 Principe de base d'un radar (Image tirée de Choisnard (2004)).....	13
Figure 4 Caractéristique de la diffusion du signal selon la rugosité de la surface (Image extraite de (Choisnard 2004)).....	16
Figure 5 Variation la forme de la fonction de densité de probabilité Weibull en fonction du paramètre d'échelle A (la valeur de K étant fixée à 2).....	25
Figure 6 Variation la forme de la fonction de densité de probabilité Weibull en fonction du paramètre de forme K (la valeur de A étant fixée à 8).....	26
Figure 7 Variation de la densité de puissance selon A (en ordonnées) et K (en abscisses).....	28
Figure 8 Carte topographique des Îles-de-la-Madeleine.....	30
Figure 9 Disponibilité des données RSO, l'échelle va de zéro image (bleu), à 80 images (rouge vif) . La région près des Îles de la Madeleine est la plus densément échantillonnée avec entre 70 et 80 images.	32
Figure 10 Position des mâts de mesure d'Environnement Canada utilisés dans cette recherche...	33
Figure 11 Graphique de la vitesse instantanée des vents du 18 juin 2004 à 9h30 UTC. À gauche, valeurs de vitesse de vent en considérant les données comme étant constantes sur l'ensemble du pixel, À droite, rééchantillonnage à la taille des pixels RSO par interpolation bi-cubique.	35
Figure 12 Traitement des images RSO (image modifié à partir de(Choisnard 2004)) Les étapes mentionnés dans le texte sont les cases en bleu et les lettres encadrées en noir sont celles auxquelles font référence le texte.....	38

Figure 13 Schéma de l'algorithme MCMC appliqué à chaque pixel de la zone en haute mer individuellement.....	45
Figure 14 Position des 6 sites de validation à l'intérieur du domaine d'analyse en mer.....	49
Figure 15 Autocorrélation temporelle des six points de contrôles des données QuikSCAT. L'échelle horizontale présente le décalage entre les données (en heures). Les lignes verticales représentent la limite de 72 heures. À cette limite, l'autocorrélation des données est d'environ 0.2	50
Figure 16 Exemple d'une série temporelle des données QuikSCAT correspondant au point de contrôle n° 1. Les années sont séparées par un espace sans données correspondant à la période hivernale où les données sont indisponibles.....	52
Figure 17 Paramètres moyens de la distribution fréquentielle des vitesses de vent à partir des données QuikSCAT non-interpolées.....	53
Figure 18 Distribution des paramètres de la distribution de Weibull estimés par bootstrap à partir des données QuikSCAT interpolées et intervalles de confiance empiriques associés à ces estimations (les secteurs d'anomalies et/ou de plus grande incertitude sont encerclés/encadrés en rouge). Les six points de contrôles sont marqués de 'x' sur les cartes.....	54
Figure 19 Histogramme des vitesses de vent QuikSCAT et courbe de Weibull ajustée aux données, exemple de l'échantillon 32 sur 250 de chacun des points de contrôle.....	57
Figure 20 Histogrammes de la distribution empirique du paramètre A et distribution de gamma ajustée pour les six points de contrôle.....	58
Figure 21 Histogrammes de la distribution empirique du paramètre K et distribution de gamma ajustée pour les six points de contrôle.....	59
Figure 22 Distribution des paramètres de la distribution de Weibull estimés à partir des données RSO et intervalles de confiance associés à ces estimations. Les données RSO sont disponibles en dehors de la région où les données QuikSCAT le sont (à l'intérieur des lignes pointillées). Les six	

points de contrôle sont marqués d'un 'x' noir sur les graphiques et le point d'analyse supplémentaire est marqué d'un 'x' bleu.....	61
Figure 23 Histogramme des vitesses de vent des données RSO et loi de Weibull ajustée aux données pour les 6 points de contrôle	65
Figure 24 Histogramme expérimental et loi de Weibull ajustée pour un point situé au sud-ouest de la région à l'étude. Il s'agit de la zone où l'on observe les plus grandes disparités entre les paramètres estimés à partir des données RSO et ceux estimés à partir des données QuikSCAT. .	66
Figure 25 Évaluation de la période de chauffe à partir d'une analyse visuelle. La ligne en rouge représente 100 itérations, la période de chauffe déterminée. À noter que l'échelle horizontale est la même pour tous les sites, mais l'échelle verticale varie d'un site à l'autre	68
Figure 26 Influence du nombre d'itération sur l'estimation de la moyenne et de la variance	69
Figure 27 Estimation du paramètre A par méthode bayésienne. Note : les mêmes échelles que pour les estimations à partir des données QuikSCAT ont été utilisées (c.-à-d. une échelle pour le paramètre A et une échelle pour l'intervalle de confiance).	70
Figure 28 Variation de la différence moyenne entre les paramètres A obtenus par les 3 méthodes (RSO seul, QSCAT seul et estimation bayésienne) selon le nombre de données RSO disponibles	71
Figure 29 Variations de l'intervalle de confiance relatif de A (Intervalle de confiance/A*100%) par rapport au nombre de données RSO disponibles. La ligne pleine représente la valeur moyenne de A pour un certain nombre de données tandis que les lignes pointillées représentent les intervalles de confiance à 90% de ces valeurs.	73
Figure 30 Résultats de l'extrapolation du paramètre $A_{\text{bayésien}}$	76
Figure 31 Résultats de l'extrapolation du paramètre K	77
Figure 32 Densité de puissance moyenne estimée à 10m à partir des données satellitaires	79

Figure 33 Densité de puissance moyenne à 50m tirée de l'atlas canadien d'énergie éolienne.....	80
Figure 35 Rapport de la sensibilité relative de la densité de puissance par rapport à A et à K, selon la valeur de K.	92
Figure 36 Résidus de la régression de la variable A selon les variables endogènes X, Y, moyenne RSO (moy) et intervalle interquartiles RSO (iq).....	93
Figure 37 Diagnostiques de la régression de la variable A selon les variables endogènes X, Y, moyenne RSO et intervalle interquartile RSO	94
Figure 38 Résidus de la régression de la variable K selon les variables endogènes X, Y, moyenne RSO et variance RSO.....	95
Figure 39 Diagnostiques de la régression de la variable K selon les variables endogènes X, Y, moyenne RSO et variance RSO	96

Liste des tableaux

Tableau 1 Classes de vent à 10 et 50 m (http://www.awea.org/faq/basicwr.html)	28
--	----

Chapitre 1. **Introduction**

Depuis quelques années, l'énergie éolienne connaît un développement exponentiel, ceci autant au niveau de la puissance installée¹ mondiale qu'au niveau du développement de la technologie des éoliennes en soi (GWEC 2008). De nombreux facteurs expliquent que l'industrie éolienne se développe plus rapidement et plus largement qu'une autre filière énergétique. Outre les contraintes environnementales et la sécurité d'approvisionnement en énergie, l'industrie éolienne a toujours su atteindre les objectifs de développement qui lui étaient imposés : la fiabilité des appareils s'améliore sans cesse grâce à des progrès technologiques.

À l'échelle internationale, l'Europe, véritable berceau de l'énergie éolienne, détient plus de 50% de la puissance mondiale installée et demeure un leader au niveau du développement technique. En effet, deux des trois plus grands producteurs d'énergie éolienne se situent sur ce continent : à la fin de l'année 2009, l'Allemagne comptait 25 777 mégawatts d'énergie éolienne et l'Espagne 19 143 MW (www.ewea.org). De leur côté, les États-Unis ont intégré dans la seule année 2008 plus de 8500 MW à leur réseau électrique, ce qui a fait d'eux le pays ayant la plus grande puissance installée mondiale et les dirige sur la bonne voie pour l'intégration de 20% d'énergie éolienne d'ici 2030 (American Wind Energy Association 2009).

Au Canada, le rythme de développement de la filière liée à l'énergie des vents s'accélère également ; le pays se retrouve aujourd'hui au 11^e rang mondial des producteurs d'énergie éolienne avec 3319 MW. Selon les projets planifiés par les gouvernements provinciaux du Canada, il est prévu que cette production triple d'ici 2015 (le résumé de ces projets au www.canwea.com). Les gouvernements fédéral et provinciaux supportent ce développement par des mesures incitatives (programme écoÉNERGIE, appels d'offres, etc.). L'Association Canadienne de l'Énergie Éolienne, promoteur important de l'énergie éolienne au Canada, vise la mise en place de 55 000 MW d'énergie éolienne d'ici 2025, ce qui représente 20% de la capacité électrique actuelle du Canada (CANWEA 2008). Aucune politique claire n'a cependant, à ce jour, été mise en place au niveau des divers paliers gouvernementaux pour atteindre cet objectif.

¹ Ce qui est entendu par puissance installée est la somme de la puissance de sortie maximale des éoliennes. Par exemple, s'il y a un parc avec 10 éoliennes de 2 MW, la puissance nominale installée est de 20 MW.

Quant au Québec, l'objectif fixé par le gouvernement est de 4000 MW pour l'horizon 2015, ce qui représentera 10% de la puissance nominale actuelle de l'ensemble du réseau électrique québécois. Parmi les 4000 MW prévus, 500 MW sont réservés aux communautés autochtones et aux régions (MRC) par le biais de deux appels d'offres. La promotion des projets d'énergie éolienne à plus petite échelle auprès des communautés isolées s'avère également une optique de développement importante pour le Québec puisque ces communautés sont largement dépendantes des combustibles fossiles pour leur alimentation électrique.

Les projets de développement d'énergie éolienne sont donc fort nombreux et très variés, que ce soit au Québec ou ailleurs, mais ils ont tous une chose en commun : tenter d'utiliser la technologie à son plein potentiel. Pour ce faire, il est primordial de bien évaluer la distribution de la ressource, c'est à dire déterminer les zones géographiques où les vents sont les plus favorables et estimer avec une précision acceptable la production potentielle.

1.1 Prémices technologiques

L'efficacité d'un parc éolien dépend de la qualité des vents soufflant sur la région. L'énergie produite à partir des éoliennes est proportionnelle au cube de la vitesse du vent. Ainsi, une augmentation de 5% de la vitesse du vent entraîne une augmentation d'environ 15% de la puissance maximale théorique qui peut être tirée du vent (voir annexe A pour détails). La figure 1 illustre bien ce principe ; les courbes de puissance qui y sont présentées s'apparentent à celle de la majorité des éoliennes modernes. On constate que lorsque les vents sont inférieurs à 3 m/s, la puissance de sortie est insuffisante pour faire tourner les turbines et les éoliennes sont gardées à l'arrêt. De 3 à 12 m/s, la puissance de sortie des éoliennes augmente pratiquement selon le cube de la vitesse du vent. Les éoliennes atteignent leur puissance nominale pour des vents d'environ 12 m/s. De 12 à 25 m/s, la puissance de sortie est constante et au-delà de 25 m/s (90 km/h), les éoliennes sont arrêtées puisque les vents, trop puissants, risqueraient de les endommager.

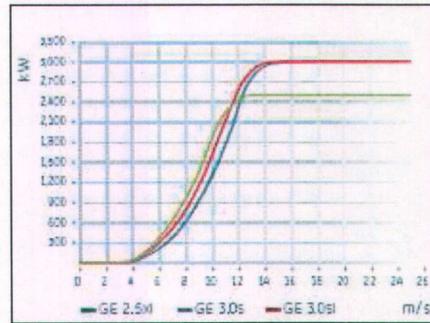


figure 1 Courbes de puissance de trois éoliennes commercialisées par GE
source: www.gepower.com

Ainsi, pour estimer le potentiel d'une région pour la prévision d'un projet d'énergie éolienne, il faut non seulement connaître la vitesse moyenne des vents d'une région, mais également la répartition des vitesses de vent et leur fréquence.

1.2 Modélisation de la distribution des vents

Pour modéliser les vents, on emploie généralement soit un modèle fréquentiel qui permet de décrire le comportement du vent à partir d'une fonction de répartition (Carta et al. 2009), soit une table de fréquences d'occurrences. Si ces dernières sont fort répandues dans le domaine de l'industrie, les modèles fréquents paramétriques et plus particulièrement la fonction de Weibull restent fort populaires au niveau académique puisqu'ils permettent de décrire par quelques variables la distribution des vents.

La modélisation de la distribution fréquentielle des vents se base généralement sur des mesures directes (stations météorologiques, ballons sondes, bouées, etc.) et/ou sur des modèles météorologiques. L'article de (Landberg et al. 2003) offre un bon aperçu de ces diverses méthodes d'estimation de la ressource et de leurs limites. Les stations météorologiques où un mât de mesure est installé sont essentielles dans l'analyse de la qualité des vents d'une région puisqu'elles offrent une mesure directe. Les informations en provenance d'un mât sont essentielles à la connaissance des vents d'un site puisqu'elles fournissent une excellente connaissance de la distribution fréquentielle des vents. L'évaluation de la qualité des vents d'un site comprend d'ailleurs généralement l'installation d'un mât de mesure afin de recueillir au minimum une année de données *in situ* (Rogers et al. 2005). Cette information ne s'avère toutefois pas suffisante puisqu'il s'agit d'une information ponctuelle. En effet, un mât peut ne pas

être représentatif des vents de toute la région environnante et plus les patrons de vent d'une région s'avère complexes, plus l'extrapolation des données en un point à l'ensemble du territoire à l'étude risque d'être imprécise (Bowen et al. 1996; Suárez et al. 1999; Ayotte et al. 2001; Bechrakis et al. 2004). De plus, le positionnement des mâts et la densité spatiale du réseau de stations ne sont généralement pas optimaux puisqu'ils dépendent de diverses variables tout à fait indépendantes des vents, tel que les coûts engendrés, les droits de propriétés, les lois, etc.

Afin de modéliser le potentiel de l'ensemble d'une région, les modèles météorologiques, qu'il s'agisse de modèles simplifiés d'écoulement de vent ou de modèles de mécanique des fluides (CFD), s'avèrent la méthode la plus répandue (Landberg et al. 2003). Bien que largement utilisés, ces modèles ont souvent une précision limitée en milieu complexe puisqu'ils ne comprennent pas toutes les équations physiques de l'atmosphère. Un autre type de modèle plus complet existe : les modèles NWP. Ces derniers sont fort intéressants puisqu'ils permettent de faire des simulations de l'évolution d'un ensemble de variables météorologiques dont le vent en se basant sur les équations de Navier-Stokes. La résolution numérique de ces modèles exige par contre une puissance numérique trop élevée pour arriver à une résolution spatiale suffisante pour les applications d'énergie éolienne. De plus, ces modèles dépendent des données en entrée, généralement des données *in situ* tel que les mâts météorologiques, les ballons-sondes, etc. Plus une région est complexe et moins il y a de données in-situ disponibles afin de piloter/valider le modèle, plus les incertitudes sur les données en sortie du modèle seront grandes (Beaucage 2008)

Par ailleurs, une grande partie de la production éolienne se fait en région côtière, notamment parce que le régime des vents y est généralement plus intéressant que sur terre et que les contraintes qui limitent l'exploitation sur terre sont souvent moindres en mer (propriété du terrain, bruit, etc.). De plus, l'industrie de l'énergie éolienne planifie l'implantation de parcs éoliens en mer afin de profiter de l'excellence de la ressource. La carte des vitesses moyennes annuelles des vents de l'Atlas canadien d'énergie éolienne créé par le groupe ÉOLE d'Environnement Canada (figure 2) démontre d'ailleurs fort bien les raisons qui poussent l'industrie dans cette direction : les vitesses de vent sont beaucoup plus élevées en mer (Golfe du St-Laurent, Baie d'Hudson, les Grands Lacs, etc.) qu'à l'intérieur des terres. La connaissance des vents en mer, et plus particulièrement près des côtes, est d'un grand intérêt pour l'énergie éolienne. Par contre, la modélisation fréquentielle de ces vents s'avère une tâche fort complexe en raison du manque de

données *in situ* dû aux coûts d'implantation et du changement de régime des vents dans la zone de transition terre-mer (Beaucage et al. 2007).

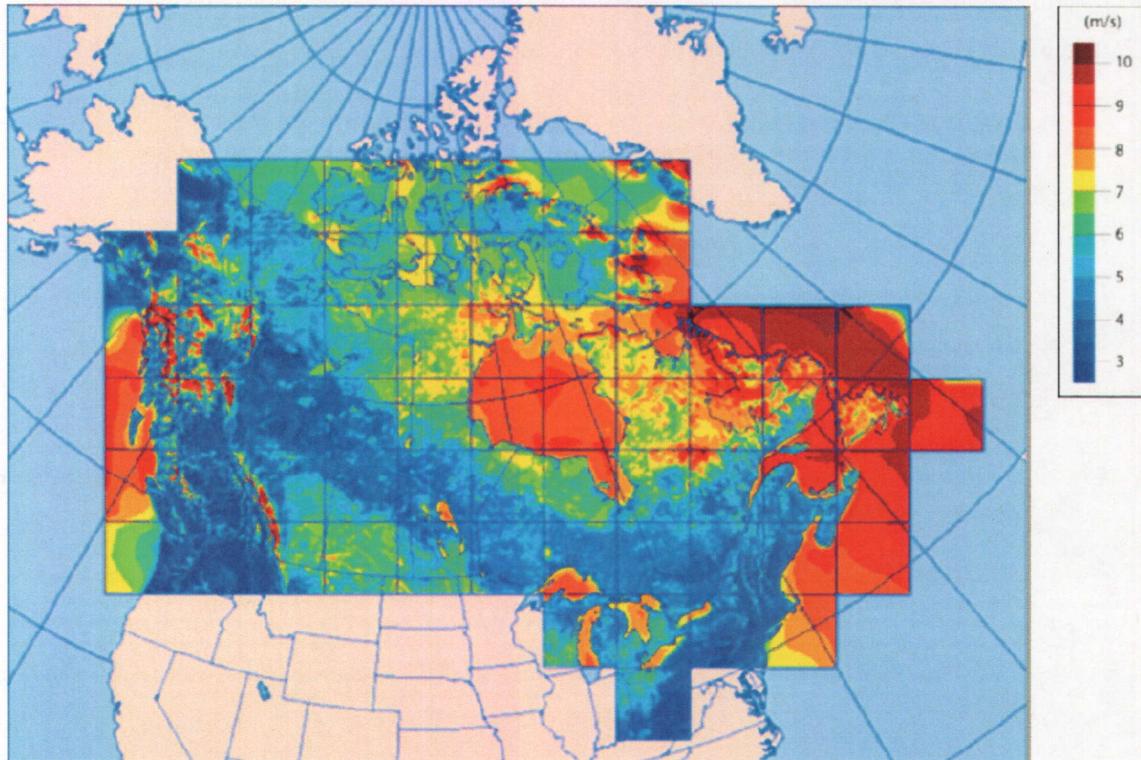


figure 2 Vitesse moyenne annuelle du vent à 50M au dessus du sol.

Source : Atlas canadien du vent produit avec WEST d'Environnement Canada. www.atlaseolien.ca

En effet, les données de mesure directes sont beaucoup plus rares en mer et installer un mât météorologique sur un site de prospection coûte très cher, mais de telles données sont nécessaires pour piloter et/ou valider les modèles météorologiques. On cherche donc des solutions qui permettront de réduire les coûts de prospection dans ces régions. Les données de télédétection satellitaire sont une option prometteuse pour répondre à ce manque criant d'information.

1.3 Estimation de la vitesse du vent à partir de données de télédétection

Les données de nombreux capteurs satellitaires permettent l'estimation des vitesses de vent au dessus de l'eau. Certains satellites sont d'ailleurs en orbite depuis plus d'une décennie et offrent

donc des banques de données s'étalant sur de nombreuses années. Deux types de capteurs retiennent particulièrement l'attention : les diffusiomètres et les radars à synthèse d'ouverture.

Les diffusiomètres permettent d'estimer, à partir de modèles empiriques, les vitesses et les directions de vent en mer avec une précision² de $\pm 1-1.5$ m/s et de $\pm 15^\circ$ pour des vitesses de vent entre 2 et 24 m/s (Bourassa et al. 2003) ce qui correspond globalement à la plage de fonctionnement des éoliennes qui est généralement de 3 à 25 m/s. Le diffusiomètre SeaWinds à bord du satellite QuikSCAT (appelé QuikSCAT à partir de maintenant) acquiert depuis juillet 1999 des données en continu au rythme de deux observations par jours aux latitudes moyennes. L'une des limites importantes du satellite QuikSCAT est sa résolution assez grossière de ~ 25 km. Par contre sa dizaine d'années en orbite a permis de constituer une importante banque globale d'images disponibles gratuitement sur internet.

Une étude du potentiel éolien a été réalisée dans la région de Horns REV au Danemark à partir des données QuikSCAT (Hasager et al. 2008). Les résultats obtenus pour l'analyse fréquentielle de la distribution des vents diffèrent de moins de 5% des résultats en provenance des mâts de mesures situés à cet endroit. On peut donc conclure qu'il est possible d'obtenir une estimation du potentiel éolien à partir des données QuikSCAT avec une précision semblable à celle des mâts de mesures et ce, en tout point du territoire en haute mer. Par contre, la résolution grossière des données (~ 25 km) ainsi que le masque terrestre appliqué empêche la résolution des champs de vent près des côtes qui s'avèrent par ailleurs des régions de grand intérêt pour l'industrie éolienne. Des études ont été réalisées afin d'utiliser les données QuikSCAT à beaucoup plus haute résolution (~ 2.5 km) et jusque près des côtes (Long 2002; Long et al. 2003), mais ces produits sont encore en phase de validation (Tang et al. 2004; Owen et al. 2009).

Les radars à synthèse d'ouverture (RSO), sont des capteurs actifs fonctionnant en bande-C, -Ku ou X, qui permettent également d'estimer les vitesses de vent (Vachon et al. 1996; Monaldo et al. 2004). Il a été démontré que les radars à synthèse d'ouverture ont une erreur quadratique moyenne de ± 1.5 m/s pour des vitesses de vent allant de 2 à 24 m/s (voir chapitre 2). Les RSO sont les seuls

² Dans ce document, le terme précision fait référence à l'erreur quadratique moyenne pour des données instantanées.

capteurs satellitaires qui permettent d'estimer les vitesses instantanées d'une large région à haute résolution (~ 400 m) et ce, jusque près des côtes (Johannessen 2000; Beaucage et al. 2007). Ils présentent donc un avantage important par rapport aux autres technologies. Les régions côtières présentent un grand intérêt pour l'estimation du potentiel éolien (Sempreviva et al. 2008) et travailler à haute résolution est d'autant plus intéressant que cela permet d'observer des phénomènes à micro-échelle qu'il serait autrement impossible de distinguer. Par contre, les images RSO ne sont généralement pas distribuées gratuitement; elles s'avèrent au contraire assez dispendieuses (jusqu'à 4000\$ l'image). Ceci limite donc grandement la quantité d'images potentiellement disponibles pour une étude. De plus, les satellites RSO ont une période de retour de 1 à 3 jours pour les latitudes moyennes et ils n'acquièrent pas des données systématiquement comme le satellite QuikSCAT, mais plutôt sur commande. Les banques de données disponibles varient donc d'une région à l'autre, mais restent relativement restreintes bien que le satellite soit maintenant en orbite depuis plusieurs années. L'étude de Hasager et al. (2008) dénote d'ailleurs ce côté limitatif. Bien que les observations RSO permettent d'estimer à haute résolution les variations spatiales des vents côtiers, la possibilité d'utiliser des données RSO pour l'estimation du potentiel éolien ne leur semble une optique viable que pour des études de préfaisabilité. La quantité limitée de données disponibles amène une trop grande incertitude sur les distributions de vent estimées pour servir d'étude de faisabilité.

Pryor et al. (2004) ont par ailleurs travaillé à la détermination de la taille minimale de l'échantillon nécessaire pour estimer la distribution fréquentielle des vents avec une erreur de moins de 10%, 9 fois sur 10³. Ils en sont venus à la conclusion qu'un minimum de 200 observations serait nécessaires, quantité que l'on peut actuellement qualifier de prohibitive pour l'imagerie RSO tant au niveau des coûts que de la disponibilité des images.

³ Cette notation de 10% 9 fois sur 10 revient régulièrement au cours de ce mémoire. Elle signifie que la mesure du paramètre estimé (que ce soit la moyenne, les paramètres de la distribution, etc.) est à moins de 10% de la mesure moyenne (si on a un large nombre d'échantillons) ou encore de la mesure qui serait prise si l'on avait un échantillon de très grande taille, et ce, 9 fois sur 10.

Afin de réduire le nombre d'images RSO nécessaires à l'étude d'un site, Beaucage et al. (2008) ont proposé *la méthode d'échantillonnage stratégique*. Il s'agit là d'un premier effort ayant pour but d'allier l'avantage de l'abondance de données QuikSCAT et la haute résolution du RSO. Cette méthode suggère l'utilisation de la distribution fréquentielle des vitesses de vent établie à méso-échelle avec les des données QuikSCAT afin d'effectuer une sélection de données RSO dont la distribution des vents respecte celle à méso-échelle en un point de comparaison. Si les résultats sont intéressants au point de comparaison puisqu'ils démontrent que la quantité minimale d'images pourrait descendre jusqu'à 40 données pour une même précision, ils mettent cependant en évidence le fait qu'en s'éloignant de ce point de comparaison, la distribution des vitesses de vent estimées par les données RSO diverge de celle estimée par les données QuikSCAT.

En tenant compte de l'ensemble des résultats précédents et des limites qui ressortent de chacune des études, il nous est apparu nécessaire d'élaborer une méthodologie visant à optimiser l'estimation de la distribution de fréquence des vitesses de vent en utilisant toutes les données QuikSCAT et RADARSAT-1 disponibles. Ceci permettrait d'allier l'abondance d'information fournie par le capteur QuikSCAT à la haute résolution spatiale des données RADARSAT-1.

1.4 Objectifs de Recherche

L'objectif principal de cette recherche est d'améliorer la précision de l'estimation du potentiel éolien en région côtière à haute résolution spatiale à partir de données satellitaires RSO. Afin d'optimiser la précision de la cartographie à haute résolution, nous tirons profit de la disponibilité d'une source complémentaire de données abondante sur la vitesse des vents grâce au capteur QuikSCAT. Pour réaliser cet objectif, la recherche a été subdivisée en deux sous-objectifs :

- 1) Le développement d'une méthodologie pour l'analyse fréquentielle des vitesses du vent en mer en fusionnant les données des satellites RADARSAT-1 et QuikSCAT
- 2) Le développement d'une méthodologie d'extrapolation des résultats obtenus en mer vers la zone côtière.

Cette nouvelle méthodologie est appliquée à l'estimation de la ressource éolienne dans la région des Îles-de-la-Madeleine au cœur du Golfe du Saint-Laurent. Le développement d'une approche entièrement basée sur les données satellitaires est fort intéressant puisqu'il permet d'obtenir une

cartographie presque entièrement indépendante des sources de données traditionnelles (mâts météorologiques, modèles, etc.). L'originalité de cette recherche repose sur l'utilisation conjointe de l'ensemble des données disponibles en provenance de deux capteurs de résolution différente afin d'estimer la ressource éolienne côtière.

1.5 Structure du mémoire

La suite de ce mémoire présente dans un premier temps, les fondements de la théorie du Radar (chapitre 2), pour ensuite s'attarder, au chapitre 3, à la méthodologie des analyses fréquentielles de la distribution des vents réalisées dans le cadre de ce mémoire. Les résultats sont présentés et analysés au chapitre 4, suivis d'une conclusion récapitulative au chapitre 5.



Chapitre 2. **Cadre Théorique**

Ce chapitre constitue une introduction aux éléments théoriques sur lesquels ce mémoire se fonde. La première partie de ce chapitre présente le fonctionnement des radars ainsi que les lois de la physique sous-jacentes aux modèles employés. La compréhension de ces concepts devrait permettre au lecteur de comprendre les avantages et les limites de la méthode. La deuxième partie se concentre sur les principes de base de la climatologie des vents et des modèles fréquentiels employés pour caractériser les données de vent. La loi de Weibull est présentée plus spécifiquement ainsi que la façon dont les paramètres de cette loi peuvent être estimés et utilisés pour déterminer le potentiel énergétique d'un site.

2.1 Estimation des vitesses de vent instantanées par données radar

Dans le cadre de ces travaux de recherche, deux capteurs ont été utilisés : le radar à synthèse d'ouverture du satellite canadien RADARSAT-1⁴ et le diffusiomètre SeaWinds à bord du satellite QuikSCAT⁵. Cette section vise à expliquer comment il est possible d'estimer les vitesses de vent à partir de données satellitaires et aussi pourquoi ces deux capteurs ont été choisis. Étant donné que les deux capteurs ont de nombreuses caractéristiques en commun, la théorie sur les radars est présentée conjointement et des précisions sur les spécificités de l'un ou l'autre des satellites sont décrites lorsque nécessaires.

2.1.1 Fonctionnement d'un système radar.

Un radar est un instrument de télédétection actif⁶ dont le principe de fonctionnement est le suivant : dans un premier temps, l'antenne radar émet un signal électromagnétique (ÉM), généralement sous la forme d'une impulsion. Le signal est diffusé par le milieu observé et une partie de cette diffusion est redirigée vers le radar, il s'agit du signal rétrodiffusé. Cette partie du

⁴ <http://www.asc-csa.gc.ca/fra/satellites/radarsat1/default.asp>

⁵ <http://winds.jpl.nasa.gov/missions/quikscat/index.cfm>

⁶ Un capteur actif est un instrument émet et reçoit un signal alors qu'un capteur passif est uniquement un récepteur de signal.

signal est alors captée par une antenne, généralement la même que pour l'envoi du signal, et est ensuite analysée. Les antennes d'émission et de réception des signaux varient d'un satellite à l'autre. Par exemple, le satellite QuikSCAT possède deux antennes à balayage circulaire qui lui permettent une observation selon plusieurs angles de vue (Perry 2000). Le satellite RADARSAT-1, lui, n'a qu'une seule antenne dont l'angle d'incidence est variable (Radarsat International 1995). Si les antennes diffèrent, le signal utilisé par les deux satellites reste néanmoins semblable.

Le signal émis/reçu par les antennes d'un radar est généralement une impulsion d'onde électromagnétique polarisée linéairement, à la verticale ou à l'horizontale, dont la longueur d'onde peut-être très variable tout dépendamment de l'utilisation à laquelle le satellite est dédié, allant de l'ordre du millimètre à celui de la centaine de mètres. L'ordre de grandeur du signal est très important pour l'estimation des vitesses de vent. Le capteur du satellite QuikSCAT fonctionne en bande Ku (1,67-2,5 cm) avec une antenne en polarisation horizontale et l'autre verticale et RADARSAT-1 fonctionne en bande C (3.75 à 7.5 cm) avec une polarisation horizontale.

Le signal émis par le radar est à l'origine focalisé (la section transversale du faisceau est mince). Il laisse au sol une empreinte de dimension non négligeable de l'ordre de quelques centaines de km^2 (figure 3). Afin de comprendre comment il est possible d'obtenir une résolution de l'ordre des mètres dans le cas de certains satellites tel que RADARSAT et des kilomètres pour d'autre tel que QuikSCAT, on doit se pencher sur la façon dont le signal rétrodiffusé est traité. L'analyse de la résolution est divisée en deux étant donné que le signal rétrodiffusé est traité différemment en direction radiale (perpendiculairement à la trajectoire du satellite), et en direction azimutale, (le long de la trajectoire). Il est important de se pencher sur la question de la résolution puisque, outre les antennes qui diffèrent largement et influent sur les propriétés des satellites, la résolution atteinte à partir des signaux rétrodiffusés est l'un des éléments majeurs qui différencient les capteurs.

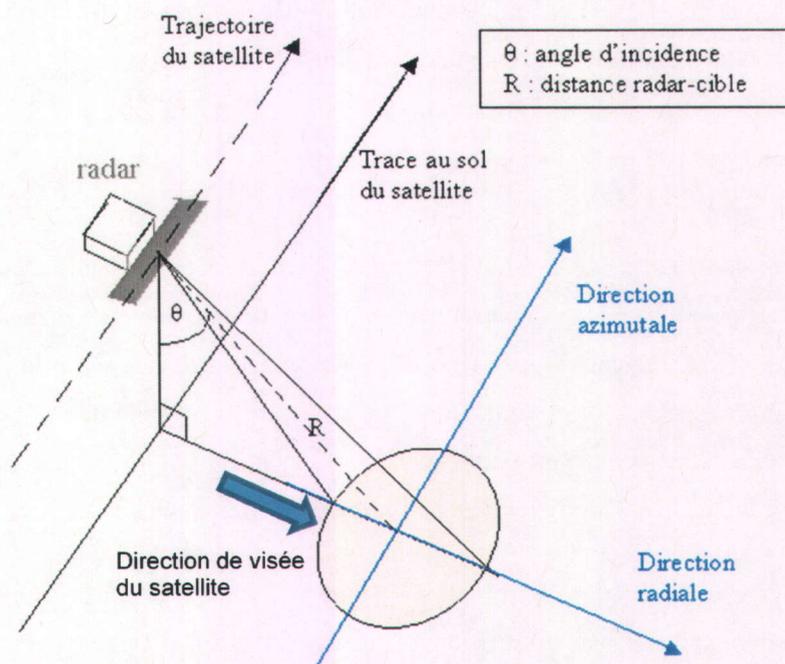


figure 3 Principe de base d'un radar (Image tirée de Choisnard (2004))

Pour les deux satellites, le signal est analysé en direction radiale en tenant compte du temps de retour de ce dernier. Si deux objets sont suffisamment distants, il sera possible de les distinguer puisque la partie du signal ayant atteint l'objet le plus distant prendra plus de temps pour revenir à l'antenne. En fait la résolution radiale ne dépend pas de l'onde qui est envoyée, mais plutôt de la longueur de l'impulsion d'ondes (McCandless et al. 2005). Ceci se vérifie dans l'équation suivante tirée de Ulaby et al. (1981) :

$$R_{rad} = \frac{c\zeta}{2 \sin \theta} \quad (2-1)$$

où R_{rad} est la résolution radiale, c est la vitesse de la lumière, ζ est la durée de l'impulsion et θ est l'angle d'incidence

Le traitement du signal en direction azimutale diffère par contre largement d'un satellite à l'autre. Pour un radar à ouverture réelle tel que QuikSCAT, la résolution est directement proportionnelle à la longueur d'onde ainsi qu'à la distance radar-cible (en d'autres termes, l'altitude du satellite) et

inversement proportionnelle à l'ouverture dudit radar (McCandless et al. 2005). Ulaby et al. (1981)) démontrent que la résolution azimutale peut être ainsi exprimée :

$$R_{azi} = \frac{\lambda R}{d} \quad (2-2)$$

où R_{azi} est la résolution azimutale, λ est la longueur d'onde utilisée, R est la distance radar-cible et d est la longueur de l'antenne radar. Pour obtenir une résolution de quelques dizaines de mètres à partir d'un signal d'une longueur d'onde de quelques centimètres (bande-C), il faudrait une taille d'antenne de l'ordre des kilomètres. Étant donné qu'il s'avère impossible de mettre en orbite une antenne d'une telle dimension, plusieurs satellites tels que QuikSCAT fonctionnent avec des antennes qui offrent une résolution grossière de l'ordre de la dizaine de kilomètres.

Une autre approche a été retenue afin d'optimiser la résolution des satellites radars dédiés à des missions nécessitant une plus haute résolution tel que RADARSAT-1. Une même zone est imagée plusieurs fois lors du déplacement du satellite. Ce dernier reçoit des impulsions d'ondes en provenance de la cible à une certaine distance avant d'arriver vis-à-vis d'elle et même après l'avoir dépassé. Le décalage de Doppler, une conséquence du mouvement relatif du récepteur ou de l'émetteur de l'onde, fait en sorte que le signal rétrodiffusé est modulé différemment selon la position de l'objet par rapport au radar en déplacement. La fréquence de retour sera différente si l'objet est devant, directement en face ou derrière le radar. C'est ce lien entre la position de l'objet et le signal rétrodiffusé découvert par Carl Wiley dans les années 1950 qui a permis la création de satellites pour lesquels diverses empreintes sont superposées en tenant compte du décalage de Doppler. Grâce à cette méthode, il est possible d'obtenir une résolution pouvant aller jusqu'à l'ordre du mètre tout en ayant une antenne réelle de dimension raisonnable. En pratique, en tenant compte de ce phénomène ainsi que de la phase du signal émis/reçu, on peut obtenir une image dont la résolution azimutale est pratiquement indépendante de la longueur d'onde ainsi que de l'altitude du satellite et qui est de même ordre de grandeur que la résolution radiale (McCandless et al. 2005). La résolution azimutale peut alors être exprimée ainsi :

$$R_{azi} = \frac{d}{2} \quad (2-3)$$

où R_{azi} est la résolution azimutale et d la longueur de l'antenne. Il s'agit du principe des radars à synthèse d'ouverture tel que celui à bord du satellite canadien RADARSAT-1.

Par contre, la haute résolution ne vient pas sans coûts, il est beaucoup plus complexe de traiter le signal de façon à prendre en compte le décalage de Doppler et la phase du signal. D'imposants coûts matériels, mais aussi de coûts liés au temps de calculs sont impliqués. C'est ce qui explique que les satellites radar à synthèse d'ouverture ne possèdent généralement qu'une seule antenne et qu'ils n'acquièrent pas des données en continu.

2.1.2 Le signal radar et le vent

Le signal radar des satellites en bande C et Ku (RADARSAT-1, QuikSCAT) n'est pas directement influencé par le vent. En effet, le signal de ces satellites n'interagit ni avec l'atmosphère, ni avec les nuages. Par contre, le vent crée des vaguelettes sur l'eau dont la taille et la direction dépendent des caractéristiques du vent. C'est grâce à la réflexion du signal à la surface de l'eau qu'il est possible d'établir cette relation entre vent et signal rétrodiffusé.

La façon dont est réfléchi le signal dépend de la rugosité de la surface. Plus la surface est lisse, plus le signal radar est réfléchi de façon spéculaire et plus la surface est rugueuse, plus le signal est réfléchi de façon diffuse. Une plus grande partie du signal est alors rétrodiffusé vers le radar (figure 4). On notera aussi que la rugosité perçue par le satellite varie selon la longueur d'onde du satellite employé. Plus la rugosité a une taille caractéristique similaire à la longueur d'onde radar, plus l'interaction sera importante : c'est le phénomène de Bragg⁷.

⁷ En 1913, sir William Bragg a démontré que la rétrodiffusion d'un signal sur un cristal était maximale lorsque la longueur d'onde du signal correspondait à l'espace interatomique. Par extension, il a été démontré que le signal radar interagit, au premier ordre, avec les vagues du même ordre de grandeur que la longueur d'onde du signal radar (Monaldo 2005)

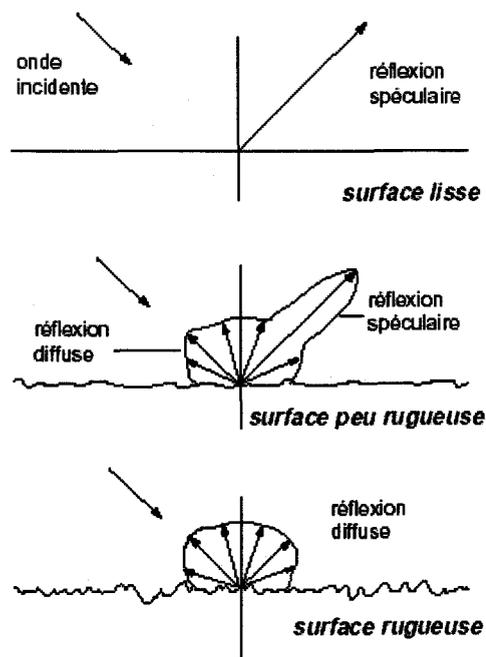


figure 4 Caractéristique de la diffusion du signal selon la rugosité de la surface (Image extraite de (Choisnard 2004))

En mer, le vent crée sur la surface de l'eau des vaguelettes de l'ordre du centimètre. Ce sont ces valgelettes qui varient le plus rapidement en fonction de la vitesse et la direction du vent (Monaldo 2005). C'est pourquoi les satellites en bande C (5-6 cm) et Ku (2 cm) sont tout indiqués pour l'estimation des vitesses de vent; le signal radar rétrodiffusé est influencé, au premier ordre, par ces vaguelettes.

Il faut cependant noter que cette relation n'est valide que pour des angles d'incidence allant de 20° à 60°. Si l'angle d'incidence entre le signal radar et la surface de l'eau est plus faible que 20 degrés, une trop grande partie de la radiation est réfléchié vers le radar. La rétrodiffusion ne dépend alors plus principalement des vagues capillaires formées par le vent sur l'eau. Si, au contraire, l'angle d'incidence est plus élevé que 60 degrés, la partie du signal rétrodiffusé est trop faible et ne permet pas non plus de voir l'effet du vent sur l'eau.

La rétrodiffusion dépend également de la direction du vent. En effet, lorsque les vagues sont dirigées dans la direction de visée du radar ou en direction opposée, le signal rétrodiffusé est plus important que si les vagues sont perpendiculaires à la direction de visée du radar.

Un autre aspect doit être pris en compte dépendamment du satellite employé : la présence de pluie. Bien que l'atmosphère soit généralement transparente pour RADARSAT-1 et pour QuikSCAT, les intempéries peuvent influencer directement ou indirectement le signal rétrodiffusé. Dans le cas du satellite QuikSCAT dont le capteur fonctionne en bande Ku, le signal rétrodiffusé interagit directement avec les gouttelettes qui sont d'une taille similaire à la longueur d'onde du radar (Weissman et al. 2002). Afin d'être en mesure d'éliminer les données contaminées par la pluie, un algorithme de drapeau a été développé et permet de déterminer les cellules où les risques de dégradation des données pour cause de pluie étaient élevés (Huddleston et al. 2000). La longueur d'onde plus élevée du capteur de RADARSAT-1 le rend moins sensible à la présence de gouttelettes d'eau dans l'atmosphère. Par contre, si la pluie est suffisamment intense, elle peut modifier la surface de l'eau et ainsi indirectement influencer le signal radar (Contreras et al. 2006).

En résumé, lors de journées sans pluie, la force du signal rétrodiffusé dépend principalement de trois éléments : la vitesse du vent, sa direction et l'angle d'incidence du radar. Cette relation peut s'écrire ainsi (Choisnard 2004):

$$\sigma = f(\theta \varphi U) \quad (2-4)$$

où σ est le coefficient de rétrodiffusion, θ est l'angle d'incidence du radar, φ est la direction du vent par rapport à la direction de visée du radar et U est la vitesse du vent. C'est cette relation qui est utilisée pour développer des modèles liant le signal rétrodiffusé au vent instantané.

2.1.3 Les modèles géophysiques

De façon générale, on connaît bien la physique de chacun des phénomènes impliqués lorsqu'ils sont traités séparément : la modélisation de la surface de l'eau, la réflexion de l'onde radar sur l'eau, la réception du signal rétrodiffusé, etc. Théoriquement, il serait donc possible de modéliser le signal rétrodiffusé à partir des lois de la physique régissant ces interactions. Cependant, compte tenu de la complexité de l'ensemble de ces paramètres, on se base généralement sur des modèles empiriques (Christiansen et al. 2006). Ces modèles portent le nom de modèles géophysiques et permettent de modéliser le signal rétrodiffusé par rapport à l'angle

d'incidence et au vent équivalent neutre⁸ à 10 m. Ils ont été développés à partir de données colocalisées⁹ telles que les données du diffusiomètre ERS-2 et les données de l'ECMWF¹⁰ (Hersbach et al. 2007).

Pour le satellite QuikSCAT, un modèle spécifiquement adapté au satellite, appelé QSCAT-1 a été développé. Il a été spécifiquement mis au point pour des données en bande Ku et validé à l'aide de données colocalisées (Bourassa et al. 2003). Pour ce qui est des radars fonctionnant en bande C, tel que RADARSAT-1, il existe une série de modèles appelés CMOD. Les modèles les plus couramment utilisés sont les modèles CMOD-4, CMODIFR-2, et CMOD-5 (Christiansen et al. 2006). Ces divers modèles ont une précision semblable, mais le CMOD-5 présente l'avantage d'avoir été développé pour un plus grand éventail de vitesses de vent (Hersbach et al. 2007). En employant une fonction CMOD, l'équation 2-4 devient :

$$\sigma_{VV}^0 = CMOD(\theta \varphi U) \quad (2-5)$$

Les fonctions CMOD ont d'abord été créées pour des radars en polarisation verticale (d'où le VV dans l'équation 2-5). Si cela s'avère idéal pour certains satellites tels qu'Envisat ou ERS, cela amène une complexité supplémentaire pour un satellite tel que RADARSAT-1 qui ne fonctionne qu'en polarisation horizontale. Diverses études ont été menées afin de déterminer un rapport de polarisation qui permet d'adapter les fonctions CMOD aux données en polarisation horizontale (Vachon et al. 2000). Dans le cadre des études menées à l'INRS-ETE, le rapport de polarisation utilisé (Beaucage et al. 2007) peut être exprimé ainsi :

⁸ La définition du vent équivalent neutre ainsi que les raisons qui ont poussés les développeurs à employer les vents équivalents neutres pour l'estimation des vents à partir de données satellitaires sont expliqués dans le rapport de Liu et Tang sur les vents équivalent neutres (Liu, W. T. and W. Tang (1996). "Equivalent neutral wind." JPL publications 96(17): 20.)

⁹ Nous entendons par données colocalisées des données ayant la même localisation spatiale (possiblement à différentes résolutions) et étant d'acquises au plus à deux heures d'intervalle.

¹⁰ European Center for Medium-Range Weather Forecast

$$RP = \frac{\sigma_{HH}^0}{\sigma_{VV}^0} = \frac{(1 + \alpha \tan^2 \theta)^2}{(1 + 2 \tan^2 \theta)^2} \quad (2-6)$$

ou encore :

$$\sigma_{HH}^0 = RP \times \sigma_{VV}^0 = RP \times CMOD(\theta, \varphi, U) \quad (2-7)$$

Où RP est le rapport de polarisation, α est une constante que nous déterminons égale à 1 (Choisnard 2004), θ est l'angle d'incidence et σ_{VV}^0 est le coefficient de rétrodiffusion pour une polarisation verticale et σ_{HH}^0 , pour une polarisation horizontale.

2.1.4 L'inversion des modèles (estimation de la vitesse des vents)

Tel que mentionné, les modèles géophysiques simulent le signal rétrodiffusé en fonction des variables de vitesse et de direction ainsi que de l'angle d'incidence. Comme c'est en général le champ de vent (vitesse et/ou direction) que l'on souhaite estimer à partir d'un signal rétrodiffusé connu, le modèle doit être inversé. Dans la mesure où les modèles géophysiques représentent une relation complexe, il n'est pas possible d'obtenir une solution analytique de l'équation. On emploie des méthodes numériques pour y parvenir. Par ailleurs, pour un même signal rétrodiffusé, différents couples vitesse-direction sont possibles (une équation, deux inconnues). En regardant une région d'un seul angle de vue, il existe une ambiguïté sur l'estimation vitesse/direction. Comme les diffusiomètres regardent la scène selon plusieurs angles de vues, il est alors possible de discriminer les solutions inexactes et de déterminer les deux composantes du vent. Par exemple, les données du satellite QuikSCAT, traitées à l'aide du modèle géophysique QSCAT-1, résolvent cette ambiguïté en utilisant un algorithme discriminant les divers couples possibles de vitesse et direction. L'algorithme a été conçu afin d'estimer, à partir des données QuikSCAT, la direction du vent à $\pm 20^\circ$ ¹¹ et les vitesses de vents à ± 2 m/s pour des vents entre 2 et 20 m/s et $\pm 10\%$ pour des vents entre 20 et 30 m/s (Perry 2000). De nombreuses études ont par ailleurs démontré que les estimations de la vitesse et de la direction du vent ont plutôt une précision de 1-

¹¹ Tout comme dans l'introduction, c'est de l'erreur quadratique moyenne dont il est question

1.5 m/s sans biais significatif et de $\pm 15^\circ$, respectivement, avec le modèle QSCAT-1 (Ebuchi et al. 2002; Bourassa et al. 2003; Pickett et al. 2003; Chelton et al. 2005).

Les radars à synthèse d'ouverture, eux, ne regardent la scène que d'un seul angle de vue, il n'est pas possible de lever l'ambiguïté entre la direction et la vitesse du vent et d'estimer les deux variables par l'inversion d'une fonction CMOD. On a donc recours à des données externes soit pour déterminer la direction du vent ou sa vitesse (Choisnard 2004). Les directions de vents sont inférées soit par une source externe de données (QuikSCAT, modèle numérique de prédiction météorologique, etc.) (Choisnard 2004). Certaines signatures du vent à l'intérieur des images (gradients locaux, rouleaux atmosphériques, etc.) peuvent aussi lever l'ambiguïté. Plusieurs études démontrent qu'il est possible d'obtenir une cartographie des vitesses instantanées de vent avec une précision de ± 1.5 m/s utilisant des données externes en provenance de QuikSCAT et de mesures *in situ* pour la détermination des directions de vents (Choisnard et al. 2004; Hasager et al. 2004; Monaldo et al. 2004). L'une des contraintes majeures dans l'utilisation des données *in situ* est qu'il faut utiliser des mesures effectuées très près des côtes puisque le vent varie énormément en région côtière (Ricard et al. 2005). D'autre part, il faut utiliser des données à une heure proche de celle à laquelle l'image radar a été prise afin de minimiser l'erreur due à la variation du vent dans le temps (Choisnard 2004). Le modèle CMOD-5 est par ailleurs reconnu pour avoir un faible biais par rapport aux données *in situ*. Ce biais est considéré comme étant négligeable par certaines études (Christiansen et al. 2006) et comme étant d'environ 0.5 m/s par d'autres (relaté par Hersbach 2010)

2.2 Analyse fréquentielle de la distribution des vents

Afin d'estimer la ressource éolienne d'un site ou d'une région, on doit connaître la fonction de densité de probabilité des vitesses de vent, c'est-à-dire, la distribution fréquentielle¹² des vents du

¹² Lorsque le terme distribution fréquentielle ou d'estimation des paramètres de la distribution est employé, il s'agit de la répartition des vitesses de vent en un point. Par contre, lorsque le terme distribution spatiale est employé, il s'agit alors de la distribution spatiale des vents sur l'ensemble de la région à l'étude. Lorsque l'on parle de distribution spatiale, on parle souvent de la distribution spatiale des paramètres de la distribution fréquentielle.

site (ou région). L'estimation de la ressource éolienne reste d'ailleurs l'un des trois grands axes de recherche dans la mire des associations de l'énergie éolienne, que ce soit au Canada, aux États-Unis ou en Europe (CANWEA 2008; GWEC 2008; American Wind Energy Association 2009). Le vent peut avoir une variabilité quotidienne, saisonnière et/ou interannuelle. Les données utilisées doivent donc être représentatives de la variabilité du vent à toutes ces échelles afin de réellement caractériser le site.

2.2.1 Caractéristiques des données satellitaires

Les données utilisées afin de caractériser un site peuvent provenir de différentes sources, mais elles se doivent de respecter certains critères afin d'être représentatives de la distribution fréquentielle des vents. De façon générale, les données utilisées sont en provenance de modèles météorologiques ou de mâts de mesures; ce qui s'avère, selon certains aspects, assez différent des données de télédétection. Nous nous penchons ici sur les caractéristiques des données pouvant avoir une influence sur l'étude de la distribution des vents résultante en se basant sur les travaux de Barthelmie et al. (2003), de Beaucage et al. (2008) et de Ben Ticha (2007).

Pas de temps d'intégration des données

Les données de vent en provenance des mâts de mesures sont généralement moyennées sur 10 à 60 minutes alors que les données de vent issues de la télédétection sont estimées sur une période inférieure à une minute. Barthelmie and Pryor (2003) ont déterminé que ce facteur aurait peu d'impact sur l'analyse fréquentielle puisque la majeure partie de la variabilité contenue dans les données sur une minute sont prises en compte par les données moyennées sur 30 minutes. Cependant, il se peut que pour les données RSO où le temps d'acquisition est inférieur à une minute, il y ait un certain impact sur la variance estimée à partir de ces données, puisqu'il s'agit de l'échelle temporelle turbulente du vent (Petersen et al. 1981; Beaucage 2008).

Taille de la banque de données disponibles (taille de l'échantillon)

Le nombre de données disponible doit être suffisamment important pour estimer les paramètres de la distribution de fréquence avec précision et être ainsi en mesure de bien caractériser le vent. En employant une loi de distribution de type Weibull, Pryor et al. (2004) ont déterminé qu'un

minimum de 75 données (observations de la vitesse du vent) est nécessaire pour estimer (par maximum de vraisemblance) le paramètre d'échelle de la loi avec une marge d'erreur de $\pm 10\%$ 9 fois sur 10. Cette taille minimale est de 171 pour l'estimation du paramètre de forme de la loi. La description plus précise de l'algorithme d'estimation des paramètres ainsi que de la loi de Weibull suit dans une section subséquente.

Vitesse équivalente neutre

La vitesse estimée par les satellites n'est pas la vitesse réelle du vent à dix mètres, mais plutôt la vitesse équivalente neutre du vent. Il existe plusieurs définitions opérationnelles contradictoires de la vitesse équivalente neutre¹³. Celle qui correspond le mieux à l'estimation par données satellitaires est qu'il s'agit de la vitesse du vent calculée à partir de la longueur de rugosité et de la tension (traduction libre du mot anglais stress), mais en considérant le terme de stratification atmosphérique du profil logarithmique comme étant nulle. Si l'atmosphère s'avère être instable, la vitesse équivalente neutre sera plus élevée que la vitesse réelle alors que si l'atmosphère est stable, ce sera l'inverse. Dans le tutoriel (voir note en bas de page), il est dénoté que la vitesse réelle du vent est généralement à moins de 0.5 m/s de la vitesse équivalente neutre. Il est rare que des efforts soient faits pour transformer la vitesse équivalente neutre en vitesse réelle. À noter, l'algorithme de CMOD-5 utilisé pour les images RADARSAT-1 n'est pas exactement en vitesse équivalente neutre, Hersbach (2007) dénote une différence moyenne entre les vents estimés à partir du modèle CMOD-5 et les vents équivalents neutres.

Plages de vitesses du vent estimées

La plage de validité des estimations de la vitesse du vent par radar satellitaire se situe entre 2 et 24 m/s. Il est possible d'estimer des vitesses de vent à l'extérieur de cette plage de vitesse, mais les incertitudes sont alors plus élevées (Perry 2000; Hersbach et al. 2007). Barthelmie et al. (2003) dénotent que cela pourrait entraîner un biais sur l'estimation des paramètres de la loi de

¹³ Voir tutoriel du Dr. Mark A. Bourassa :

www.coaps.fsu.edu/~bourassa/scat_html/forcing_tut/forcing_tutorial.shtml

distribution des vitesses des vents obtenues à partir de ce type de données sans pour autant quantifier le biais.

Période de disponibilité des données

Afin de tenir compte de la variabilité saisonnière et de la variabilité interannuelle des vents, il est nécessaire d'employer des données s'étalant sur plusieurs années ou de corrélérer les données d'une année avec une autre source de données étalée sur plusieurs années. Avec les données satellitaires radar, il est possible d'obtenir des données sur une période d'une dizaine d'années. Pour certaines études tel que l'Atlas canadien d'énergie éolienne (section 3.2.3), c'est plutôt une quarantaine d'années de données qui sont disponibles.

Heure de l'acquisition des données

L'acquisition des données satellitaires se fait à heure fixe puisque les satellites RADARSAT-1 et QuikSCAT sont héliosynchrones. Ceci pourrait entraîner un biais de l'estimation de la ressource puisque les vents sont connus pour avoir un cycle diurne. Par contre, le cycle diurne des vents est reconnu pour être moindre en mer que sur terre. Par ailleurs, les travaux de (Barthelmie et al. 2003; Beaucage 2008) démontrent tous deux, dans les cas qu'ils ont étudié, que le passage à heure fixe des satellites n'influencent pas significativement la distribution des vents estimés.

Hauteur d'estimations des vitesses de vent

Les modèles développés afin d'estimer les vitesses de vents à partir de données satellitaires permettent d'estimer les vents à une hauteur de 10m. Pour les projets d'énergie éolienne, on souhaite plutôt obtenir des mesures à une hauteur de 50 et 100m. Il est possible d'extrapoler les données de vitesse de vent en utilisant un profil logarithmique puisqu'en mer l'atmosphère est généralement stable. Toutefois, il a été démontré sur plusieurs sites au Danemark que l'extrapolation pouvait induire un biais de 2 à 4% (Motta et al. 2005)

2.2.2 Modélisation fréquentielle des vitesses des vents

L'utilisation de probabilités afin de caractériser la distribution de fréquence des vitesses de vent s'avère essentielle puisque les fonctions de densités de probabilité (ou lois théoriques de

distribution) permettent de caractériser la fréquence d'occurrence des vitesses du vent à un site donné avec aussi peu que 2 ou 3 paramètres. La connaissance précise de la fréquence d'occurrence des vitesses du vent permet d'estimer la production éolienne de ce site selon la turbine choisie (Justus et al. 1978; Ramirez et al. 2006). Il est entre autre possible, à partir de cette distribution, de calculer la densité de puissance, le pourcentage de temps où l'éolienne produira de l'électricité et le pourcentage de temps où elle fonctionnera à pleine capacité. La loi théorique la plus souvent utilisée pour l'estimation de la ressource éolienne est la distribution de Weibull (Justus et al. 1978; Tuller et al. 1984; Pavia et al. 1986).

Bien que cette loi n'est pas applicable pour certains sites où par exemple, la distribution des vents est bimodale (Jaramillo et al. 2004) ou encore la fréquence d'occurrence de vents quasi-nuls est très élevée (Takle et al. 1978), elle est généralement satisfaisante et présente l'avantage de la grande simplicité de sa fonction de répartition (Bélisle 2004; Ramirez et al. 2006). La fonction de répartition de la loi de Weibull à 2 paramètres s'énonce comme suit:

$$F(v; A, k) = \begin{cases} 1 - e^{-(kv)^A} & \text{si } v \geq 0 \\ 0 & \text{si } v < 0 \end{cases} \quad (2-8)$$

De l'équation 2-11 découle la fonction de densité de probabilité:

$$f(v; A, k) = \begin{cases} \frac{A}{k} \left(\frac{v}{k}\right)^{A-1} e^{-\left(\frac{v}{k}\right)^A}, & v \geq 0 \\ 0, & v < 0 \end{cases} \quad (2-9)$$

où v est une observation de vitesse de vent, A est un paramètre d'échelle, et K , un paramètre de forme. Ces paramètres sont tous deux strictement positifs. La distribution est entièrement définie par ces deux paramètres.

Influence des paramètres d'échelle et de forme sur la répartition de la loi de Weibull

La figure 5 illustre l'influence du paramètre d'échelle A sur la dispersion des données. Le graphique de gauche est une représentation en deux dimensions de la fonction de densité de probabilité en fonction de la valeur du paramètre A (en ordonnées) où la fréquence d'occurrence des vitesses de vent est codifiée en couleur. Le graphique de droite est une représentation de la fonction de densité de probabilité pour les trois valeurs particulières de A marquées par des barres

fléchées sur le graphique de gauche : 7, 7,8 et 8,8. Le paramètre K , lui est fixé à 2. On remarque que plus la valeur du paramètre A est élevée, plus la valeur du mode de la distribution est élevée, mais également plus la distribution est étendue. Ceci signifie que la variabilité des vitesses de vents est plus grande lorsque la valeur de A augmente. De plus, la valeur moyenne des vitesses de vent est strictement proportionnelle à la valeur de A .

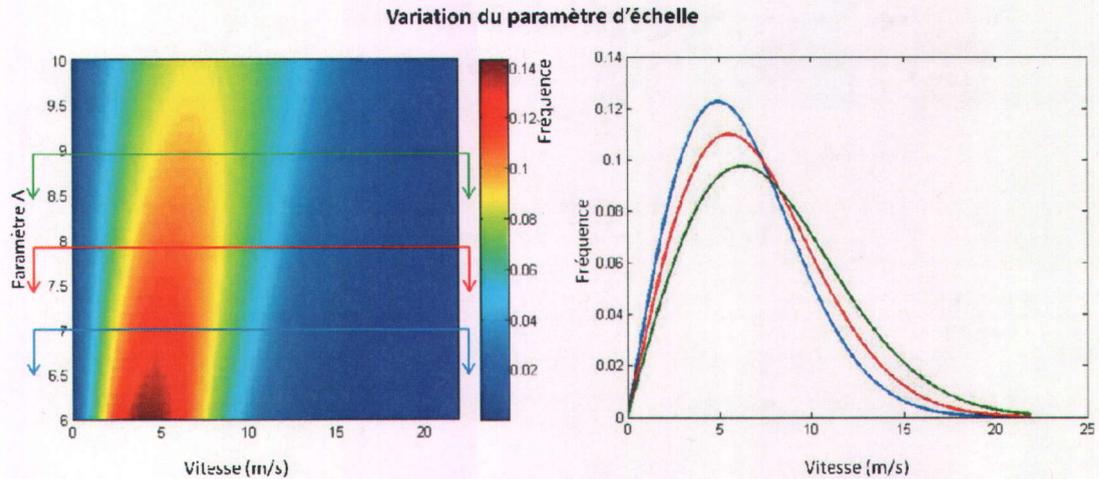


figure 5 Variation la forme de la fonction de densité de probabilité Weibull en fonction du paramètre d'échelle A (la valeur de K étant fixée à 2)

La figure 6 illustre l'influence du paramètre de forme (K) sur la forme de la fonction de densité de probabilité. Les graphiques de cette figure ont été conçus sur le même principe que ceux de la figure 5; celui de gauche est une représentation en deux dimensions de la fonction de densité de probabilité en fonction de la valeur du paramètre K (en ordonnées) où la fréquence d'occurrence des vitesses de vent est codifiée en couleur. Le graphique de droite est une représentation de la fonction de densité de probabilité pour trois valeurs particulières de K : 1,65, 1,89 et 2,12. La valeur du paramètre A , est fixée à 8. Le paramètre K influence principalement l'aplatissement de la distribution; plus sa valeur est faible, plus les données sont dispersées. Par contre, ce paramètre a également un effet sur le mode de la distribution des vents. En effet, plus la valeur de K est élevée, plus l'est aussi la valeur mode. La vitesse moyenne des vents, par contre, est décroissante pour un K entre 1,4 et 2,166 et croissante lorsque K est supérieur à 2,166.

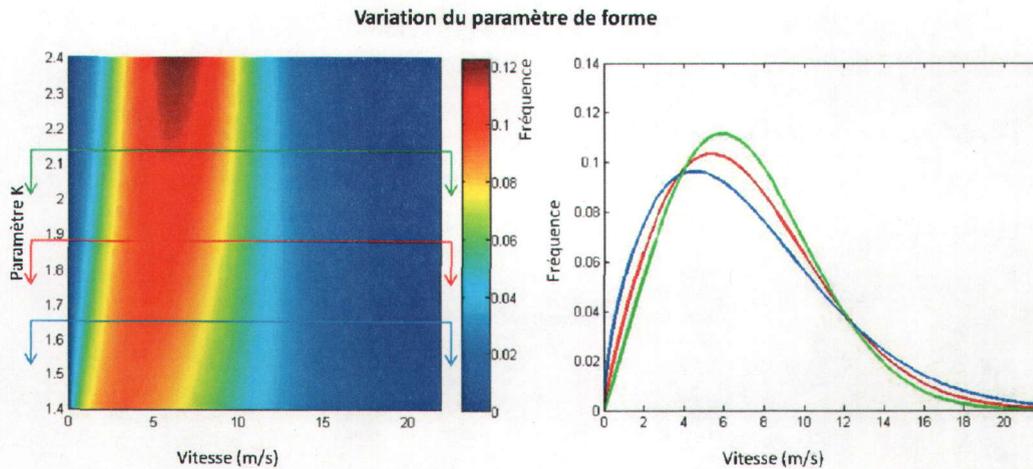


figure 6 Variation la forme de la fonction de densité de probabilité Weibull en fonction du paramètre de forme K (la valeur de A étant fixée à 8)

Bien que le paramètre de forme ait la même unité que le vent (m/s), il ne s'agit ni du vent moyen, ni du vent médian. Par contre, à partir des deux paramètres, les moments statistiques (moyenne, variance, etc.) peuvent être déduits. La moyenne, premier moment centré à l'origine, est:

$$- \quad (2-10)$$

où A est le paramètre d'échelle, K le paramètre de forme et Γ la fonction gamma. La variance, 2^e moment-central est :

$$- \quad - \quad (2-11)$$

Dans le cadre d'un projet éolien au Québec, on cherchera généralement des sites où l'on retrouve un paramètre d'échelle d'au moins 8 m/s et un paramètre de forme de 2. Ceci signifie donc un vent moyen d'au moins 7 m/s (Hélimax Énergie inc. 2004). Il est cependant à noter que ce seuil tend à diminuer avec l'amélioration de la technologie.

Différentes méthodes existent afin d'estimer les paramètres de la loi théorique ajustée aux données. Pryor *et al.* (2004) ont testé les méthodes graphiques, la méthode des moments et la méthode du maximum de vraisemblance pour en venir à la conclusion que la méthode du maximum de vraisemblance ainsi que la méthode des moments donnent les meilleurs résultats. Par ailleurs, Conradsen *et al.* (1984) sont arrivés à une conclusion semblable selon laquelle la

méthode du maximum de vraisemblance est la méthode d'estimation la plus indiquée. Le système d'équations de la technique du maximum de vraisemblance s'exprime ainsi (Ramirez et al. 2006) :

$$\hat{A} = \left[\frac{\sum_{i=1}^n v_i^{\hat{A}} \ln(v_i)}{\sum_{i=1}^n v_i^{\hat{A}}} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(v_i) \right]^{-1} \quad (2-12)$$

$$k_{ML} = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i^{\hat{A}} \right)^{\frac{1}{\hat{A}}}$$

À partir des paramètres \hat{A} et k_{ML} estimés, il est ensuite possible de caractériser le potentiel éolien d'une région, ce qui s'avère l'objet de la prochaine section.

2.2.3 Détermination du potentiel éolien d'une région

Dans le cadre du processus de sélection de sites pour l'installation d'un parc d'éoliennes, la variable d'intérêt n'est pas la distribution des vents en soi, mais plutôt l'énergie disponible pour être transformée en électricité. À partir de la modélisation de la distribution des vents, il est possible d'estimer le potentiel énergétique d'une région. Pour ce faire, la densité de puissance est un outil fort utile puisqu'il permet de classer la qualité des vents sans être tributaire d'une turbine en particulier. Cette mesure est d'ailleurs abondamment employée dans la littérature (Jamil et al. 1995; Celik 2004; Pimenta et al. 2008). Le calcul de densité de puissance moyenne peut être dérivé de la puissance instantanée disponible et les paramètres de la loi Weibull de densité de probabilité des vitesses des vents:

$$P_a = \frac{1}{2} \rho S U^3 \quad P_a = \frac{1}{2} \rho S U^3 \quad (2-13)$$

$$\left\langle \frac{P_a}{S} \right\rangle = \frac{1}{2} \rho \langle U^3 \rangle \quad (2-14)$$

$$\left\langle \frac{P_a}{S} \right\rangle = \frac{1}{2} \rho \int_0^{\infty} U^3 p(U) dU \quad (2-15)$$

$$E = \left\langle \frac{P_a}{S} \right\rangle = \frac{1}{2} \rho A^3 \Gamma\left(1 + \frac{3}{k}\right) \quad (2-16)$$

où P_a est la puissance instantanée disponible pour être turbinée, ρ la densité de l'air (kg/m^3), S la surface balayée par les pales de l'éolienne (m^2), U la vitesse du vent (en m/s), E la densité de puissance disponible (W/m^2), A le paramètre d'échelle de la distribution de Weibull (m/s) et K le paramètre de forme. L'Association américaine de l'énergie éolienne propose une classification en 7 classes selon la hauteur de l'estimation et la densité de puissance (Tableau 1).

Tableau 1 Classes de vent à 10 et 50 m (<http://www.awea.org/faq/basicwr.html>)

Classe de vent	10m		50m	
	Densité de puissance (W/m ²)	Vitesse moyenne (m/s)	Densité de puissance (W/m ²)	Vitesse moyenne (m/s)
1	< 100	< 4.4	< 200	< 5.6
2	100-150	4.4 – 5.1	200-300	5.6 – 6.4
3	150-200	5.1 – 5.6	300-400	6.4 – 7.0
4	200-250	5.6 – 6.0	400-500	7.0 – 7.5
5	250-300	6.0 – 6.4	500-600	7.5 – 8.0
6	300-400	6.4 – 7.0	600-800	8.0 – 8.8
7	> 400	>7.0-	> 800	< 8.8

Pour mieux comprendre le lien entre la densité de puissance et les paramètres d'échelle et de forme de la distribution, il est utile de regarder comment varie la densité de puissance selon la variation de ses paramètres. La figure 7 illustre la variation de la densité de puissance selon A et K. La densité de puissance est strictement croissante selon A et strictement décroissante selon K pour la plage de valeurs à l'étude (c.-à.-d. K entre 1.4 et 3.5 et A entre 5 et 11).

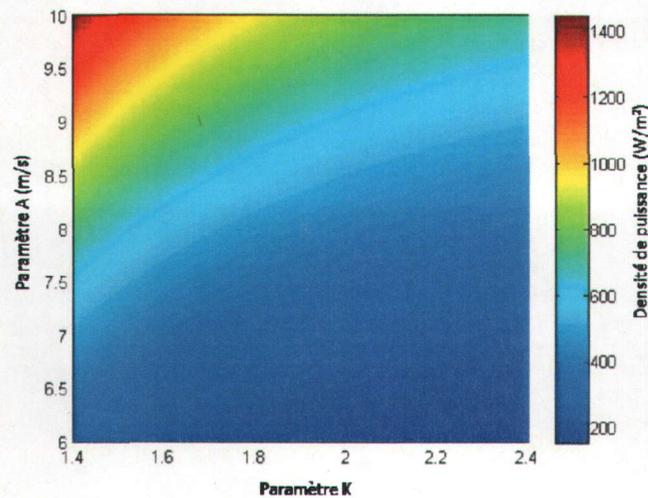


figure 7 Variation de la densité de puissance selon A (en ordonnées) et K (en abscisses)

Chapitre 3. Matériel et Méthodes

Ce chapitre présente la démarche méthodologique mise en œuvre dans le cadre de cette étude. La première section présente d'abord la région à l'étude, soit le golfe du Saint-Laurent et plus spécifiquement les Îles-de-la-Madeleine, puis l'ensemble des données employées pour la réalisation des cartographies des distributions de vent et leur validation. La section suivante porte sur le traitement des données instantanées de vent des satellites QuikSCAT et RADARSAT-1. Une fois les données instantanées traitées, on entre dans le vif du sujet : la cartographie de la distribution des vents dans la région du Golfe du Saint-Laurent.

3.1 Région à l'étude

La région à l'étude dans le cadre de cette maîtrise est l'archipel des Îles de la Madeleine (figure 8). Cet archipel d'îles situé au cœur du Golfe du Saint-Laurent, représente un intérêt majeur pour le développement de projets d'Énergie Éolienne en milieu isolé. En effet, cette communauté de 12 000 habitants est desservie par un système électrique diesel indépendant du réseau principal d'Hydro-Québec. Bien qu'aucun projet officiel ne soit présentement établi, la population des Îles a été rencontrée au cours de l'année 2008 et s'est prononcée de façon très favorable à l'idée de développer la filière éolienne pour répondre aux besoins locaux.

Cette région insulaire au relief peu accidenté (figure 8) s'étire du 47° au 48° parallèle Nord, au sein de la plate-forme continentale délimitée par les provinces de l'Atlantique et par le chenal Laurentien au Nord (Canadian Hydrographic et al. 1990). Le territoire de la zone d'étude a été étendu à l'ensemble du Golfe du Saint-Laurent (plus précisément du 46° au 49° parallèle Nord et du 65° au 60° méridien Ouest). Élargir le territoire étudié permet d'utiliser les données satellitaires à leur plein potentiel pour cartographier les vents en mer et près des côtes¹⁴ et de discerner, s'il y a lieu, une tendance dans les patrons de vent du Golfe du Saint-Laurent. On s'attend à ce que les données près des côtes des Îles-de-la-Madeleine divergent sensiblement des données en mer

¹⁴ À partir de maintenant, une distinction sera faite entre les données en mer et les données près des côtes. On considère comme étant *en mer* la région où des données QuikSCAT et des données RSO sont disponibles alors que dans la région *côtière*, seules les données RSO sont disponibles; cette région s'étend à ~25 Km des côtes.

puisque la présence de terre à proximité influence les vents d'une région. Néanmoins, comme la topographie y est peu importante dans cette région (figure 8), il devrait y avoir une certaine continuité entre les caractéristiques des vents en mer et ceux près des côtes.

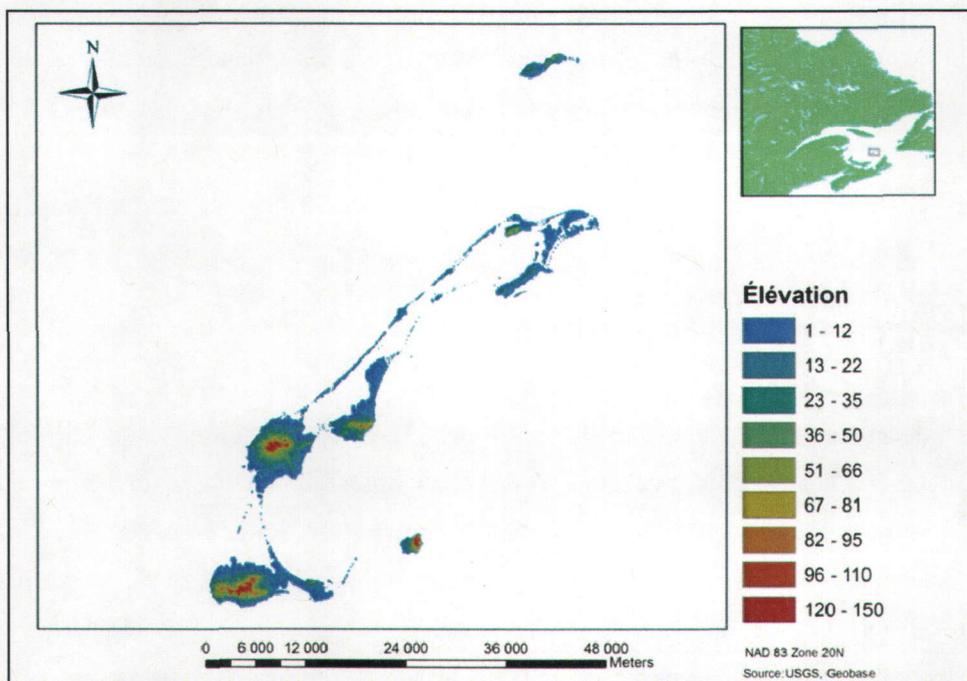


figure 8 Carte topographique des Îles-de-la-Madeleine

Un autre élément lié à la situation de la zone de recherche entraîne certaines contraintes : la nordicité. Elle implique une couverture de glace (totale ou partielle) pendant une partie de l'année. Techniquement, pendant la saison s'étirant de janvier à avril, il est présentement impossible de cartographier les vents en mer à partir d'imagerie satellitaire puisque l'estimation des vents est basée sur la rétrodiffusion du signal sur l'eau et non la glace. Ceci implique donc se limiter à la période sans glaces.

3.2 Données

3.2.1 Données satellitaires

Données QuikSCAT

Les données QuikSCAT proviennent du centre d'archive de données océanographiques de la NASA¹⁵. Ces données sont distribuées gratuitement via un site FTP publique. Dans le cadre de la présente étude, l'ensemble des données de niveau 3 disponibles en date du 29 juillet 2008 ont été récupérées, c.-à-d. les données du 19 juillet 1999 au 28 juillet 2008. Les données de niveau 3 contiennent, pour chaque journée, un fichier comprenant la couverture globale, le passage en mode ascendant et le passage en mode descendant du satellite. Les données ont une résolution d'approximativement 0.25°x0.25° (~25km) (Perry 2000). Pour la région à l'étude, les images disponibles sont acquises entre 8 :30 et 10 :30 UTC¹⁶ pour le mode ascendant et entre 21h45 et 23h45 UTC pour le mode descendant. Ainsi, nous avons un jeu de plus de 6000 images. Celles-ci comprennent six variables : l'estimation de la vitesse équivalente neutre à 10 m, la direction du vent à 10 m, les composantes zonales et méridionales du vent équivalent neutre à 10 m, un drapeau de pluie et un indicateur de probabilité d'occurrence de pluie à l'intérieur du pixel (Perry 2000).

Données RADARSAT-1

Les données RSO proviennent du satellite RADARSAT-1. Au total 115 images ont été gracieusement fournies par Environnement Canada (projet ISTOP¹⁷). Elles ont été acquises dans le mode ScanSAR étroit ou ScanSAR large. Il s'agit d'images composées de 2 ou 3 faisceaux et dont la taille varie entre 300x300 km² et 500x500 km² (Radarsat International 1995). Ces images proviennent soit du passage ascendant du satellite à ~ 10h UTC ou de son passage descendant à 22h UTC. Elles sont séparées par des intervalles temporels variant entre 12h et 202 jours. Étant donné que ces images n'ont pas été acquises spécifiquement dans le cadre de ces travaux de recherche, mais plutôt dans le cadre du projet ISTOP, les images ne sont pas toutes centrées sur

¹⁵ ftp://podaac.jpl.nasa.gov/pub/ocean_wind/quikscat/

¹⁶ UTC signifie le temps universel coordonné.

¹⁷ Détails sur le projet ISTOP : http://www.ec.gc.ca/EnviroZine/french/issues/70/feature2_f.cfm

les Îles de la Madeleine et ne couvrent pas toujours l'ensemble de la région à l'étude. La figure 9 illustre bien cette réalité.

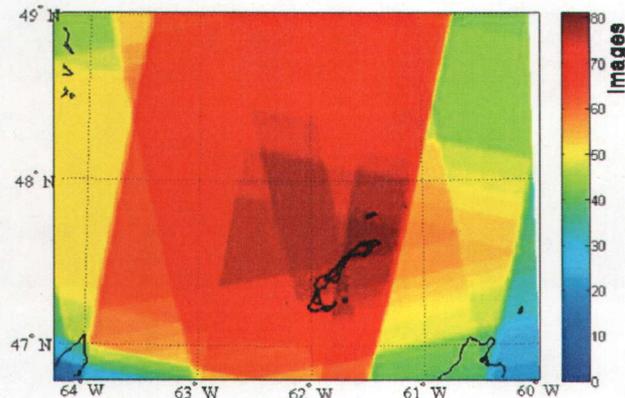


figure 9 Disponibilité des données RSO, l'échelle va de zéro image (bleu), à 80 images (rouge vif) . La région près des Îles de la Madeleine est la plus densément échantillonnée avec entre 70 et 80 images.

3.2.2 Données des mâts d'environnement Canada

Les données des mâts de mesures d'Environnement Canada servent de données de directions de vent *in situ* afin de déterminer, en combinaison avec les données QuikSCAT, le champ de directions de vent pour l'analyse des images RSO. Les données de 12 stations météorologiques de la région du Golfe du Saint-Laurent ont été gracieusement fournies par Environnement Canada. Les données comprennent une mesure horaire de la vitesse et de la direction du vent à 10 m ainsi que la température et la pression. La position de ces stations est illustrée à la figure 10. Pour chacune des images RSO, nous avons employé les données de direction de vent acquises à l'heure de passage du satellite (± 30 minutes d'intervalle au maximum). Si la donnée d'un mât n'était pas disponible à l'heure de la prise de l'image RSO, mais que les données à \pm une heure d'intervalle l'étaient, nous avons employé la moyenne de ces données. Autrement la donnée de vent était considérée manquante. L'annexe B fait état des données disponibles pour chacune des images.

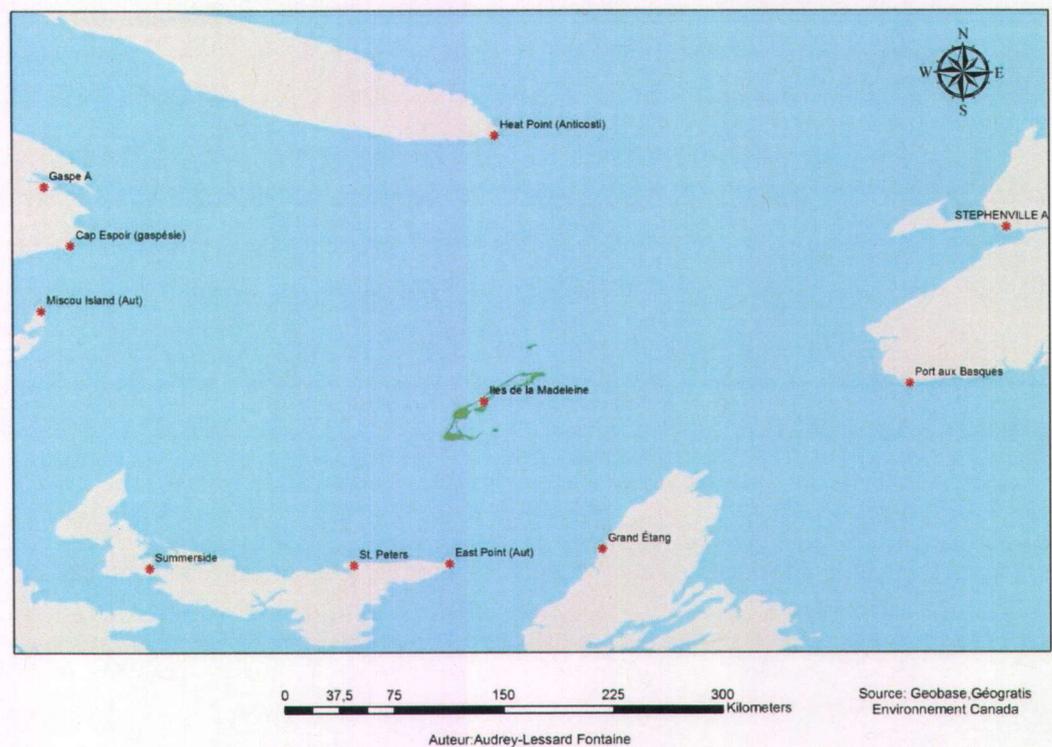


figure 10 Position des mâts de mesure d'Environnement Canada utilisés dans cette recherche

3.2.3 Données de l'Atlas Canadien d'énergie éolienne

L'Atlas est composé de 65 tuiles se superposant partiellement et dont l'ensemble couvre tout le territoire canadien (se référer à la figure 2 du chapitre 1). Le climat, à l'intérieur d'une tuile, est caractérisé par des données de vents simulées à l'aide de modèle méso et micro-échelle. Ces

modèles sont pilotés par les données des réanalyses NCEP-NCAR¹⁸. Chaque tuile est composée de 175*175 mailles (l'équivalent d'un pixel en télédétection) de ~5 km de résolution. Certaines variables climatiques, dont la densité de puissance et la vitesse moyenne du vent, sont disponibles pour téléchargement, pour l'ensemble des mailles d'une tuile et ce à 30, 50 ou 80m de hauteur. Dans le cadre de la présente étude, seule la variable E1, c.-à-d. la densité de puissance moyenne, de la tuile 22 à une hauteur de 50m a été récupérée. La tuile 22 couvre en effet l'ensemble de la région à l'étude, c.-à-d., le Golfe du Saint Laurent. La densité de puissance à 50m a été choisie afin de pouvoir employer la classification suggérée par l'Association Américaine d'Énergie Éolienne à 10 et 50m (voir chapitre 2) et ainsi comparer les données satellitaires à 10m aux données de l'atlas à 50m.

3.3 Méthodologie

Cette section expose les différentes étapes de la cartographie du potentiel éolien à partir d'images satellitaires. Dans un premier temps, nous présentons le traitement des données satellitaires afin de constituer les bases de données à méso-échelle QuikSCAT (3.3.1) et à micro-échelle RADARSAT (3.3.2). Nous présentons ensuite les analyses fréquentielles réalisées avec les données QuikSCAT et les données RADARSAT-1 séparément, puis avec les données employées conjointement via une approche bayésienne. Nous verrons ensuite l'extrapolation des résultats à la région côtière ainsi que la comparaison qualitative des résultats aux données de l'Atlas canadien d'énergie éolienne.

¹⁸ Les réanalyses NCEP-NCAR sont des interpolations statistiques aux 6 heures des conditions météorologiques observées sur l'ensemble de la planète depuis 1957 (Kalnay, E., M. Kanamitsu, R. Kistler, W. Collins, D. Deaven, L. Gandin, M. Iredell, S. Saha, G. White, J. Woollen, Y. Zhu, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, W. Higgins, J. Janowiak, K. C. Mo, C. Ropelewski, J. Wang, A. Leetmaa, R. Reynolds, R. Jenne and D. Joseph (1996). "The NCEP/NCAR 40-year reanalysis project." Bulletin of the American Meteorological Society 77(3): 437-471.

3.3.1 Constitution de la base de données de vent instantané QuikSCAT

Pour chaque date d'acquisition (~ toutes les 12 heures) les pixels couvrant la région du golfe du Saint-Laurent, soit la zone s'étendant du 46° au 49° parallèle Nord et du 65° au 60° méridien Ouest, ont été sélectionnés à partir de la couverture globale. Toutes les dates correspondant à la période où la présence de glace est probable (du premier janvier au premier avril) ont été éliminées. Pour les autres dates, les données des pixels contaminés par la pluie identifiés selon l'algorithme de drapeau (Huddleston et al. 2000) ont également été éliminées. Les dates où plus de 40 pixels où la variable vitesse de vent à 10 mètre est disponible suite à l'élimination des données de pluie sont considérées comme étant valides.

Les données de vitesses de vent instantané des dates valides ont ensuite été rééchantillonnées à la taille des pixels RSO sur l'ensemble de la région en mer par interpolation bi-cubique. Les données initiales ont été considérées comme étant les valeurs au centre des pixels. Rééchantillonner les données permet d'éviter les transitions drastiques qui se produisent lorsque les données de vents sont considérées constantes sur l'ensemble du pixel (voir figure 11); transitions que nous estimons contraires à la réalité.

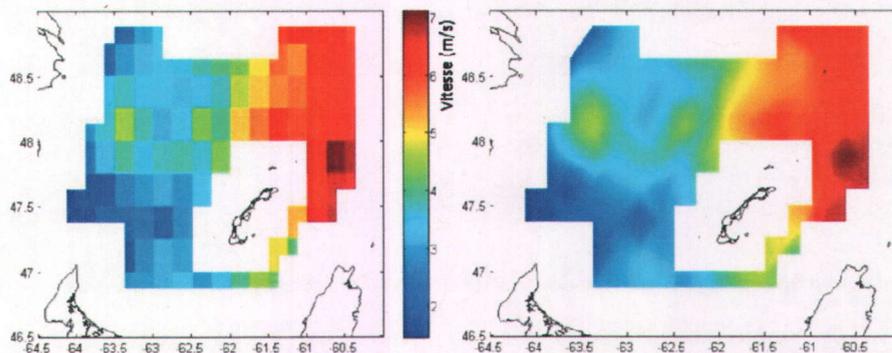


figure 11 Graphique de la vitesse instantanée des vents du 18 juin 2004 à 9h30 UTC. À gauche, valeurs de vitesse de vent en considérant les données comme étant constantes sur l'ensemble du pixel, À droite, rééchantillonnage à la taille des pixels RSO par interpolation bi-cubique.

Comme le laps de temps entre deux échantillons est assez court (~12 heures), nous avons réalisé un test afin de s'assurer de l'indépendance temporelle des données. Il s'agit d'une condition

préalable à l'analyse fréquentielle que l'on souhaite effectuer à partir de ces données. Une analyse de corrélation temporelle a été réalisée à partir de l'outil de série temporelle de Matlab. Cet outil permet de déterminer la durée d'autocorrélation des données QuikSCAT et donc de s'assurer de leur indépendance. Un examen visuel des données a également été réalisé afin de s'assurer de leur homogénéité. Il s'agit d'une autre condition essentielle pour assurer la validité de l'analyse fréquentielle qui résultera de ces données (Meylan et al. 2008).

3.3.2 Constitution de la base de données de vent instantané RADARSAT-1

À l'inverse des données QuikSCAT, les images RSO reçues ne sont pas livrées déjà traitées. Par conséquent, une série de prétraitement est nécessaire pour parvenir à produire des images de vents instantanés qui seront ensuite utilisées à des fins climatologiques. La présente section résume les traitements effectués sur les images RSO afin d'y parvenir, traitements qui sont résumés à la figure 12.

Traitement A : réduction du chatoiement et transformation du signal brut en coefficient de rétrodiffusion

À l'origine, les données RADARSAT-1 reçues via le projet ISTOP sont en valeurs numériques au format standard CEOS qui représentent les niveaux de brillance de l'image. Une table de conversion (LUT) en fonction de l'angle d'incidence fournie avec les images est employée pour passer des niveaux de brillance aux valeurs de luminance radar β^0 . Les coefficients de rétrodiffusion sont ensuite estimés à partir de la relation suivante :

$$\sigma_{jk}^0 = \beta_{jk}^0 + 10 \log_{10}(\sin(\theta_j)) \quad (3-1)$$

où σ_{jk}^0 est le coefficient de rétrodiffusion en décibel du pixel (j,k), β_{jk}^0 la luminance radar de ce même pixel et θ_j , l'angle d'incidence.

Un autre traitement est préalablement réalisé : la réduction de la résolution de l'image. Les images RADARSAT-1 présentent à l'origine un effet «poivre et sel» appelé *chatoiement* dû à l'interférence des ondes rétrodiffusées. Pour pallier à ce problème, la résolution des images, initialement de 25 ou 50m (ScanSAR wide), est réduite à 400 m à l'aide d'un filtre moyen de 9x9 ou de 17x17 pixels suivi d'un rééchantillonnage sur une grille de 400mx400m (Choisnard 2004).

Le choix d'une résolution de 400 m est un compromis entre le maintien d'une assez bonne résolution spatiale pour des applications océaniques et la réduction du chatoiement. Les programmes développés au Centre canadien de télédétection (Vachon et al. 2000) et modifiés par (Choisnard 2004) permettent de réaliser ces traitements ainsi que de corriger géométriquement les images sans points de contrôle. Cette correction offre une précision beaucoup plus faible que par points de contrôle, mais suffisante pour des applications océaniques.

Traitement B : détermination du champ de directions des vents

Puisqu'il s'agit de données RSO selon un seul angle de vue, il faut également déterminer préalablement le champ de directions de vent afin d'être en mesure d'inverser un modèle géophysique et d'estimer ainsi la vitesse instantanée du vent pour chaque pixel de l'image RSO. Dans le cas présent, le choix effectué est d'utiliser des données externes aux images radar, c.-à.-d. les données colocalisées du satellite QuikSCAT ainsi que les données des mâts d'Environnement Canada situés près des côtes tel que décrit par Choisnard (2004). Ces données sont disponibles pour toutes les images RSO. De plus, la précision des vitesses de vent estimées à l'aide de données directionnelles externes est évaluée à ± 1.5 m/s (Choisnard et al. 2004; Hasager et al. 2004; Monaldo et al. 2004). Nous utilisons une interpolation bi-harmonique des données externes afin d'obtenir la résolution du champ de directions de vent à l'échelle des pixels RSO (400m). Il est à noter que les données d'Environnement Canada sont beaucoup moins nombreuses que les données QuikSCAT, mais elles permettent de tenir compte, jusqu'à un certain point, de la variation des directions de vent à l'approche des côtes.

Traitement C : Inversion du modèle CMOD-5 pour l'estimation des vitesses de vent

Une direction de vent, un signal de rétrodiffusion et un angle d'incidence sont alors associés à chaque pixel. Tous les éléments nécessaires sont donc disponibles pour estimer les vitesses de vent par l'inversion d'une fonction CMOD. Dans le cadre de cette recherche, la fonction CMOD-5 est sélectionnée puisqu'elle offre la possibilité d'estimer un plus large éventail de vitesses de vent par rapport aux autres CMOD. Outre le rapport de polarisation décrit à la section 2.1.4

servant à modifier le CMOD afin de tenir compte de la polarisation horizontale de RADARSAT-1, une correction pour corriger un biais du signal rétrodiffusé par rapport à l'angle d'incidence est appliquée. Cette correction supplémentaire est recommandée par Danielson et al. (2008) spécifiquement pour le satellite RADARSAT-1; ils ont observé un biais systématique des données de vent par rapport à l'angle d'incidence. La fonction liant le signal rétrodiffusé aux caractéristiques du milieu (dont la vitesse de vent) peut s'énoncer ainsi :

(3-2)

Où $10\log(\sigma_{HH}^0)$ est le coefficient de rétrodiffusion en dB (décibels), RP est le rapport de polarisation défini à la section 2.1.4. CMOD5 est le modèle géophysique en fonction de l'angle d'incidence (θ) de la vitesse du vent à 10 m (U) et de la direction du (ϕ) tel que définit dans l'article de Hersbach (2007). Le paramètre $n(\theta)$ permet la correction supplémentaire pour l'angle d'incidence θ , en degrés :

(3-3)

Une fois la fonction CMOD-5 inversée par méthode numérique pour chaque pixel en mer, on obtient une estimation des vents instantanés de toute la région couverte par l'image).

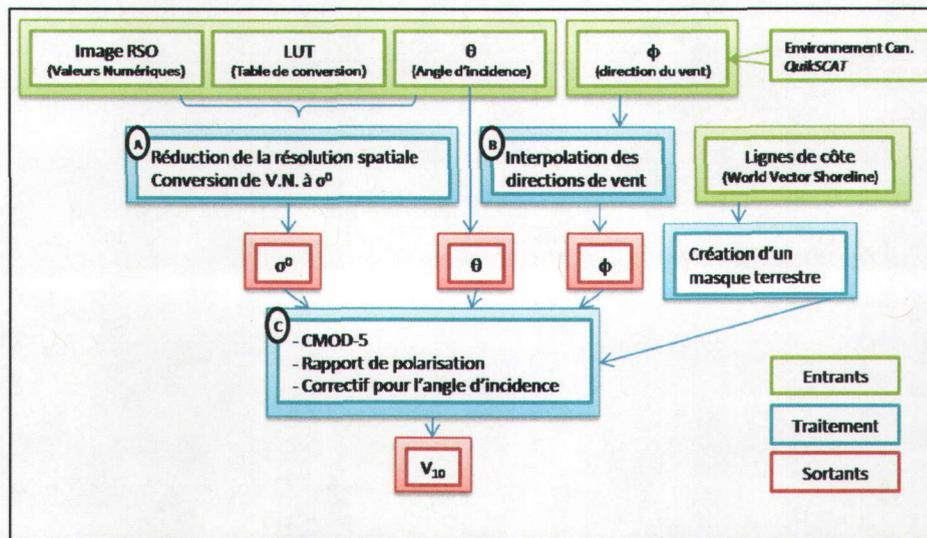


figure 12 Traitement des images RSO (image modifié à partir de(Choisnard 2004)) Les étapes mentionnés dans le texte sont les cases en bleu et les lettres encadrées en noir sont celles auxquelles font référence le texte.

Une fois les coefficients de rétrodiffusion transformés en vitesses de vent instantanés, un dernier rééchantillonnage est effectué sur les images. Ce rééchantillonnage sert à interpoler toutes les images selon la même grille de résolution $0.005^\circ \times 0.005^\circ$ afin qu'elles soient facilement superposables. Pour ce faire la fonction `geoloc2grid` du Mapping Toolbox de Matlab spécialement conçue à cet usage est utilisée. Les données des images sont interpolées à une même grille allant du 46° au 49° parallèle Nord et du 65° au 60° méridien Ouest.

Des vitesses de vents presque nulles et des vitesses de vents très élevées étaient observées au niveau des bordures des images traitées. Un traitement a été effectué afin d'atténuer, voir d'éliminer ces artéfacts de bordures d'image. D'abord, un double seuillage a permis d'éliminer une grande partie des valeurs extrêmes observées. Les données en deçà de 0.8m/s et au-delà de 30m/s ont été éliminées. Aucune des données recueillies ne présentaient des vitesses de vent aussi élevées que 30m/s en dehors des artéfacts de bordure d'image. Le double seuillage n'a pas permis d'éliminer entièrement les artéfacts, un rognage d'une bande de 3 pixels sur l'ensemble du périmètre de l'image a ensuite été effectué afin de compléter le traitement.

3.3.3 Estimation des paramètres de la distribution des vents à partir des données QuikSCAT

Il s'agit d'obtenir, pour chaque pixel où les données QuikSCAT sont disponibles, une estimation des paramètres de la distribution de Weibull caractéristique des vents ainsi que l'incertitude associée à ces estimations. À cette fin, une méthode itérative (*bootstrap*) d'estimation par maximum de vraisemblance des paramètres est utilisée. Les avantages de cette méthode empirique reposent sur sa simplicité d'implémentation et sur la fiabilité comparable des résultats par rapport aux méthodes traditionnelles (Efron 2003). Lorsque la méthode de maximum de vraisemblance est appliquée directement sur l'ensemble d'un échantillon, on estime une valeur unique des paramètres A et K et une approximation des intervalles de confiance associés à ces paramètres. Lorsque l'on applique la méthode de bootstrap, on obtient la distribution empirique des paramètres A et K .

La technique consiste à tirer M sous-échantillons de N données indépendantes à partir de la base de données QuikSCAT. Pour chacun des sous-échantillons, les paramètres de forme et d'échelle sont estimés à l'aide de l'algorithme de maximum de vraisemblance. On obtient ainsi M estimations des paramètres de la distribution de Weibull associée aux données. De ces M estimations, il est possible de tirer les quantiles de la distribution des paramètres et même d'ajuster une loi théorique aux résultats du bootstrap. Dans le cadre de ces travaux de recherche, l'échantillonnage par bootstrap a été utilisé en tirant 100 fois avec remise 250 images de vitesses de vent instantané estimé à partir des données QuikSCAT préalablement rééchantillonnées à 400 m de résolution. La taille de chaque sous-échantillon (250) a été sélectionnée afin d'être légèrement supérieure à la taille minimale telle que déterminée par Pryor et al. (2004) et Beaucage et al. (2008) afin d'avoir une erreur inférieure à 10% 9 fois sur 10.

Une loi gamma est par la suite ajustée par maximum de vraisemblance à la distribution empirique des 100 estimations de A et de K, pixel par pixel. La loi gamma est une loi théorique de distribution souple dont le support est défini positif ($0 \leq x < \infty$) ce qui convient pour les paramètres de la distribution de Weibull qui sont également strictement positif. Par ailleurs, cette loi est entièrement définie par son paramètre de forme et son paramètre d'échelle, ce qui permet de résumer efficacement la distribution des paramètres A et K. Pour chaque pixel, on a donc :

$$P(A) = f(x|a, b) = \frac{1}{b^a \Gamma(a)} x^{a-1} e^{-\frac{x}{b}} \quad (3-4)$$

$$P(K) = f(x|c, d) = \frac{1}{d^c \Gamma(c)} x^{c-1} e^{-\frac{x}{d}} \quad (3-5)$$

Où a et c sont les paramètres d'échelle et b et d sont les paramètres de forme des fonctions de distribution Gamma de A et de K, respectivement. La variable x représente une réalisation de A ou K, respectivement. Les estimateurs A et K sont ainsi caractérisés par une distribution et non pas par une valeur unique.

3.3.4 Estimation des paramètres de la distribution des vents à partir des données RADARSAT-1

Tout comme pour l'analyse à méso-échelle (à l'aide des images QuikSCAT), le but de l'exercice est d'obtenir une carte illustrant les paramètres de la distribution de Weibull des vents ainsi que

leur incertitude. L'intérêt d'employer des données RSO est que la résolution spatiale est beaucoup plus élevée que dans le cas des données QuikSCAT.

Comme le nombre de données était beaucoup plus limité que dans le cadre de la cartographie QuikSCAT, nous avons décidé d'employer directement l'algorithme de maximum de vraisemblance (équation 2-15). Cet algorithme nous permet d'estimer les paramètres de la distribution et les intervalles de confiance de ces paramètres. La distribution complète des paramètres reste par contre inconnue avec cette technique. L'étude de Pryor et al. (2004) a démontré qu'il faudrait un minimum de 200 données indépendantes afin de caractériser les paramètres A et K par maximum de vraisemblance avec un degré d'incertitude de 10% dans un intervalle de confiance de 90%. Nous ne pensons donc pas à être en mesure de paramétrer précisément la distribution avec les seules données RSO, la taille d'échantillon d'images étant trop faible. En effet, pour l'étude, seules 81 données sont disponibles dans le meilleur des cas pour l'estimation des paramètres de la distribution caractéristique.

3.3.5 Estimation bayésienne des paramètres de la distribution des vents

Puisque la cartographie QuikSCAT nous offre une bonne précision sur la distribution fréquentielle des vents, mais une information insuffisante sur sa résolution spatiale et qu'au contraire, les données RSO nous offrent une bonne résolution spatiale, mais la quantité de données disponibles s'avère insuffisante pour estimer les paramètres de la distribution avec précision, nous avons opté pour le développement d'une méthodologie alliant les avantages des deux types de données. Au lieu de travailler à l'injection de la haute résolution des données RSO aux données instantanées à résolution plus grossière QuikSCAT, approche proposée par Ben Ticha (2007), nous proposons une approche permettant de travailler avec les bases de données dans leur ensemble. Ceci nous permet de développer une méthodologie facilement généralisable et qui ne nécessite pas l'emploi de fonctions de transfert complexes et spécifiques à chaque situation synoptique.

Pour estimer la distribution des vents à micro-échelle (à la résolution des images RSO), en tenant compte de l'estimation à méso-échelle (à la résolution des images QuikSCAT), nous nous

sommes dirigés vers une approche bayésienne. Les statistiques bayésiennes permettent d'incorporer les paramètres de distribution des vents à méso-échelle comme étant une information *a priori* dans l'estimation des paramètres de la distribution théorique de Weibull ajustée aux données RSO, ce que les statistiques classiques ne permettent pas. Un autre avantage de la méthode bayésienne est qu'il n'est pas supposé que les données RSO proviennent de la même distribution que les données QuikSCAT. La suite de cette section décrit en détail la méthodologie employée pour l'utilisation conjointe des données RSO et QuikSCAT.

Dans le cadre de la présente étude, il a été décidé de n'estimer que le paramètre d'échelle à l'aide de statistiques Bayésiennes. Comme il s'agit de tester une nouvelle approche et qu'un algorithme d'estimation univariée avait déjà été développé (El Adlouni et al. 2007), nous nous sommes limités à ce cas de figure pour se concentrer sur la démonstration du potentiel de l'approche. Il a été choisi d'estimer le paramètre d'échelle et non le paramètre de forme pour trois raisons. Premièrement, il est beaucoup plus difficile d'estimer le paramètre de forme que le paramètre d'échelle. L'étude de Pryor et al. (2004) a démontré qu'un minimum de 200 données est nécessaire à l'estimation du paramètre de forme pour une précision de $\pm 10\%$ alors que seulement 60 données sont nécessaires pour obtenir la même précision avec le paramètre d'échelle. Deuxièmement, la plage de variation du paramètre de forme est beaucoup plus faible que celle du paramètre d'échelle. Dans notre cas, sur l'ensemble du territoire, le paramètre d'échelle estimé à partir des données QuikSCAT varie de 1,2 alors que le paramètre de forme varie de 0,26. Troisièmement, la sensibilité relative du paramètre de densité de puissance est plus élevée par rapport au paramètre d'échelle que de forme pour un paramètre de forme de l'ordre 2 (voir annexe C). À titre d'exemple, pour un site où le paramètre de forme est de 2 et le paramètre d'échelle de 8 m/s, une erreur de 10% sur l'estimation de l'un de ces deux paramètres entraînerait respectivement 10% et 30% d'erreur sur l'estimation de la densité de puissance. L'erreur commise est donc 3 fois plus élevée dans le cas du paramètre d'échelle. On trouve par ailleurs dans la littérature de nombreuses études où le paramètre de forme est fixé à une valeur de deux (Troen et al. 1989; Hélimax Énergie inc. 2004).

Au lieu de fixer le paramètre de forme à une seule et unique valeur pour l'ensemble du territoire à l'étude, ce dernier est fixé, pour chaque pixel, à la valeur moyenne de la loi gamma ajustée à la distribution empirique de K méso-échelle. Nous jugeons plus exact de procéder ainsi puisque l'estimation des paramètres à partir des données QuikSCAT est assez précise (Hasager et al.

2008) et nous supposons que globalement, le paramètre de forme à micro-échelle est similaire au paramètre de forme à méso-échelle.

Fixer le paramètre de forme aura une influence sur la cartographie résultante du paramètre A étant donné que les deux paramètres sont inter-reliés. La distribution $A_{\text{bayésien}}$ déterminée pour chaque pixel n'est valide que pour $K=K_{\text{moyen QSCAT}}$. En d'autres termes, bien que K_{QSCAT} est entaché d'incertitude, cette dernière est négligée et il est supposé que K ne peut prendre qu'une seule valeur. L'avantage est que A devient le seul paramètre à estimer par sa loi à postériori $P(A|x_t, K)$. Cette loi peut être exprimée ainsi :

$$P(A|x_t, K) = \frac{P(x_t|A, K)P(A)}{P(x_t)} \quad (3-6)$$

où :

- $P(x_t|A, K)$ est la fonction de vraisemblance de A pour l'échantillon $x_t = x_1, x_2, \dots, x_n$ et un K fixe. Cette fonction, aussi appelée densité conjointe des observations, peut être exprimée ainsi :

$$P(x_t|A, K) = \prod_{t=1}^n K A^{-K} x_t^{K-1} e^{-\left(\frac{x_t}{A}\right)^K} \quad (3-7)$$

- $P(A)$ est la loi de probabilité *a priori* du paramètre A; dans cette étude, cette fonction est caractérisée par la distribution de A estimée par rééchantillonnage par bootstrap des données QuikSCAT.

$$P(A) = \text{gampdf}(A|a, b) \quad (3-8)$$

- $P(x_t)$, la distribution *a priori* de x_t . Cette fonction peut s'avérer complexe à évaluer. Par contre, comme elle ne dépend que des événements observés, il s'agit d'un dénominateur constant, qui ne varie pas selon le paramètre à estimer (dans ce cas, A). Elle porte également le nom de constante de normalisation.

Diverses méthodes pourraient être envisageables pour évaluer la loi marginale *a posteriori* de A, $P(A|x_t, K)$. Cependant, nous n'avons pu trouver la conjuguée naturelle de la loi Weibull dans la

littérature et nous estimons la taille de l'échantillon limitée. Nous n'avons donc pas pu trouver de solution analytique à l'équation 3.6. Pour résoudre l'équation, notre choix s'est porté vers une simulation Monte-Carlo par chaînes de Markov (simulation MCMC) (Parent et al. 2007).

La méthode MCMC est une méthode d'échantillonnage respectant la théorie des chaînes de Markov¹⁹ et dont la distribution à l'équilibre est la distribution du paramètre que l'on cherche à estimer; dans le cas présent, la distribution *a posteriori* de A. La valeur moyenne de la distribution pourra être considérée comme étant la valeur la plus probable du paramètre et l'étendue de la distribution permettra d'obtenir une information supplémentaire sur l'incertitude de l'estimation du paramètre (El Adlouni et al. 2007).

Pour construire une telle chaîne, diverses méthodes sont envisageable, mais l'une des plus populaires reste l'algorithme de Metropolis-Hastings (Metropolis et al. 1953; Hastings 1970). Cet algorithme permet de tirer des échantillons de n'importe quelle loi de probabilité. L'un des avantages majeur de cet algorithme est la possibilité de générer des échantillons sans connaître la constante de normalisation c.-à.-d. les calculs ne dépendent de la fonction de répartition que sous la forme $p(x')/p(x)$ (Hastings 1970). Cela s'avère fort opportun pour éviter de calculer la constante de normalisation.

L'algorithme, qui est présenté sous forme de schéma à la figure 13, consiste à proposer de nouvelles valeurs de A (appelé A') à partir d'une fonction de densité gaussienne centrée sur la valeur actuelle de A (appelée A_i). Les valeurs suivantes de la chaîne seront déterminées ainsi. La nouvelle valeur A' sera acceptée ou rejetée selon qu'elle satisfasse ou non :

$$rnd < \min \left\{ \frac{L_n(x_t|A')P(A')}{L_n(x_t|A_i)P(A_i)}, 1 \right\} \quad (3-9)$$

où rnd est une valeur aléatoire tirée de la loi uniforme sur l'intervalle [0,1].

¹⁹ Une chaîne de Markov est une chaîne dont l'état futur ne dépend que de l'état présent et non des états passés ($x(t+1)=f(x(t))$)

Si A' est rejeté, alors $A_{i+1} = A_i$ et si elle est acceptée $A_{i+1} = A'$. L'opération est répétée $N-1$ fois et une chaîne de valeurs de A de taille N est obtenue. À noter, la chaîne nécessite une valeur initiale (A_0) puisque l'état suivant de la chaîne se base sur l'état actuel.

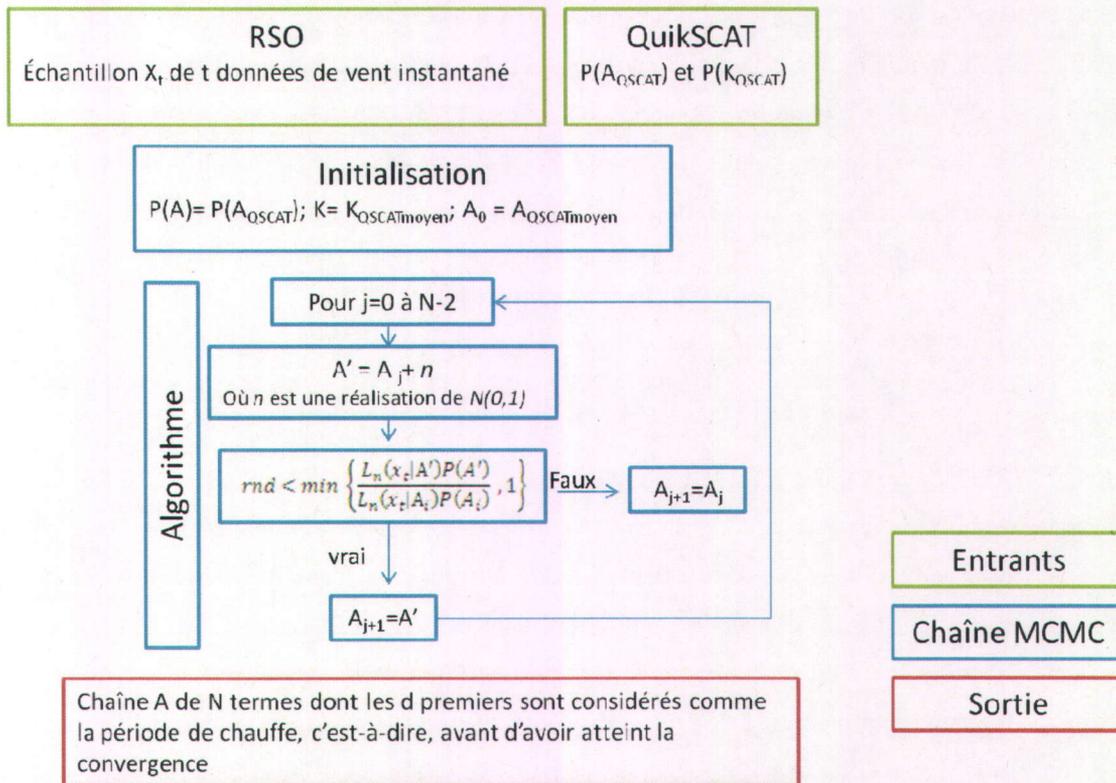


figure 13 Schéma de l'algorithme MCMC appliqué à chaque pixel de la zone en haute mer individuellement

La chaîne obtenue est divisible en deux parties, une période de chauffe pour les $n_{chauffe}$ premiers éléments de la chaîne et la suite de la chaîne où la convergence est atteinte. Cette deuxième partie de la chaîne est la section d'intérêt puisque la distribution des valeurs de A est la fonction de répartition de la fonction *a posteriori* de A .

Pour le cas précis qui nous intéresse, la valeur moyenne de la loi gamma ajustée à la distribution empirique du paramètre A à méso-échelle (QuikSCAT) est utilisée pour initialiser la chaîne pour chaque pixel de la cartographie. Le paramètre est ensuite actualisé en utilisant une distribution

gaussienne centrée sur l'état actuel de la chaîne tel que proposé dans l'étude de El Adlouni et al. (2007). La variance de la chaîne est ajustée manuellement afin de permettre à la chaîne de visiter l'ensemble du support sans pour autant être excessivement élevée. La période de chauffe a également été déterminée manuellement. Une période de 100 itérations a été estimée suffisamment élevée dans le cas présent (section 4.5.1).

Nous obtenons ainsi une estimation du paramètre A de la distribution des vents pour chaque pixel RSO et ce, sur tout le territoire du golfe du Saint-Laurent pour lequel nous disposons des données RSO et QuikSCAT. Le paramètre K étant connu à partir des données QuikSCAT, il est ainsi possible de cartographier, à haute résolution spatiale (400 m) la distribution des vents et le potentiel éolien en haute mer, dans cette région.

3.3.6 Extrapolation des résultats vers la zone côtière

La cartographie par estimation bayésienne développée ne permet pas d'analyser la distribution des vents en région côtière puisqu'elle nécessite la présence à la fois des données QuikSCAT et des données RSO et que dans cette zone seules ces dernières sont disponibles. Puisqu'il s'agit pourtant d'une zone de grand intérêt, nous avons décidé d'y extrapoler nos résultats. Il n'est par contre pas possible de le faire directement par une interpolation bicubique des distributions de vents observés tout autour de l'île puisque la présence de terre influence les vents et que cette influence n'est que peu ou pas observable dans les distributions de vent observés en haute mer. Pour contourner le problème, nous avons développé un modèle d'extrapolation tenant à la fois compte de la distribution des vents en mer et de la variation dans la distribution des vents à l'approche des côtes. Pour ce faire, un modèle de régression linéaire multiple a été développé entre les paramètres A et K (variables expliquées) obtenus par fusion des deux sources de données et une série de variables auxiliaires (variables explicatives) disponibles à la fois en haute mer et près des côtes.

Dans un premier temps, les variables auxiliaires ont été déterminées. Ces variables sont la médiane, la moyenne, la variance et l'intervalle interquartile des données de vitesses de vent calculés à partir l'imagerie RSO uniquement (voir § 3.3.4), la position en X et en Y et la densité de puissance moyenne calculée à partir des paramètres A et K estimés à partir l'imagerie RSO uniquement.

Tout d'abord, la colinéarité des diverses variables a été testée avec le facteur d'inflation de la variance (Duchesne 2010). Cette étape a été réalisée afin d'éviter une co-dépendance entre 2 ou plusieurs variables explicatives. Une fois les variables co-dépendantes déterminées, divers modèles ont été testés afin de déterminer quels paramètres expliquaient le plus la variance des variables expliquées. Étant donné qu'une certaine colinéarité existe entre les variables, les méthodes traditionnelles de choix des variables explicatives (sélection ascendante, descendante, pas à pas et Cp de Mallows (Duchesne 2010)) ont été employées en tenant également compte du facteur d'inflation de la variance et du paramètre phi (Duchesne 2010), deux indicateurs de colinéarités au sein des données.

Une fois plusieurs modèles répondant aux critères de non-colinéarité sélectionnés, la détermination exacte des variables significatives a été effectuée. Pour ce faire, deux indicateurs ont été pris en compte : le coefficient de corrélation de Bravais-Pearson (r^2) et le Rpress (validation croisée). La validation croisée consiste à retirer une observation du jeu de calibration pour estimer ensuite sa valeur par le modèle calibré avec N-1 données et répéter l'opération sur l'ensemble du jeu de données. Le Rpress est la somme des carrés des erreurs commises. Nous avons choisi de nous fier à cet indicateur puisqu'il indique la capacité de prévision du modèle de régression choisi en nous donnant un indicateur de l'erreur qui est commise lorsque l'on tente de prédire des observations.

Les modèles présentant une grande simplicité, des coefficients de Bravais-Pearson les plus élevés et des Rpress plus faibles ont été sélectionnés pour chacune des variables à extrapoler, i.e. A_{fusion} et K_{QSCAT} . Les données de la validation croisée prennent une grande importance ici puisque nous souhaitons faire de l'extrapolation et que ces données sont une mesure de l'erreur obtenue lorsqu'une donnée est supprimée et que l'on estime cette donnée à partir des autres données.

Une fois le modèle sélectionné, une régression linéaire a été réalisée afin de déterminer les poids donnés à chaque variables explicatives et ainsi être en mesure d'extrapoler les variables A_{bayes} et K_{QSCAT} à la zone côtière.

3.3.7 Validation des résultats d'estimation des paramètres de la distribution des vents en haute mer

Les données des 3 cartographies disponibles en mer à une hauteur de 10 m, c.-à.-d. QuikSCAT, RSO et estimation bayésienne, ont été classifiées en terme de qualité de la ressource selon la classification de l'Association américaine d'énergie éolienne. Pour ce faire, la densité de puissance moyenne a été estimée à partir des paramètres de distribution des vents calculés par les trois approches d'estimation utilisant l'équation 2-19. Les cartes de densité de puissance moyenne ainsi obtenues ont été classifiées en 7 classes, en terme de qualité de la ressource, selon la classification de l'Association américaine d'énergie éolienne (voir Tableau 1 à la section 2.2.3). Comme une classification équivalente existe également pour les données à 50m, les données de l'Atlas canadien d'énergie éolienne ont également été classées selon cette même échelle ce qui permet une première comparaison entre les cartographies satellitaires et celle de l'Atlas.

Deux données ont été tirées de l'Atlas canadien d'énergie éolienne, la densité de puissance moyenne annuelle et la densité de puissance moyenne par saison. Puisque les cartographies satellitaires sont représentatives des vents de la période sans glace, une cartographie de la moyenne de la densité de puissance pour les saisons de printemps, été et automne a été tirée des données saisonnières. Cela permettra d'observer l'influence de l'absence des mois d'hiver dans la cartographie et de vérifier si les cartes satellitaires sont plus représentatives de la période sans glace (avril-décembre). Il est important de noter que pour l'Atlas, les mois d'hiver sont les mois de décembre, janvier et février, alors que pour les données satellitaires, ce sont typiquement pendant les mois de janvier, février et mars que les données ne sont pas validées dû à la possible présence de glaces.

Chapitre 4. Résultats et analyses

L'objectif final de cette recherche est d'arriver à cartographier les vents de l'ensemble de la région à l'étude. Par contre, il s'avère important d'être en mesure d'analyser localement les résultats afin d'assurer la validité des choix méthodologiques. Pour ce faire, nous avons sélectionné aléatoirement six pixels qui serviront à démontrer, tout au long de ce chapitre, ce qui se passe au niveau local (figure 14).

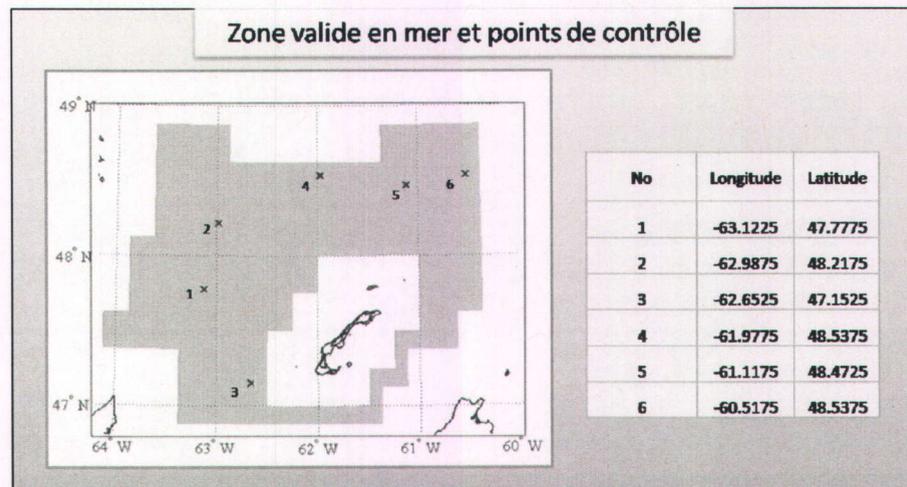


figure 14 Position des 6 sites de validation à l'intérieur du domaine d'analyse en mer

La notion d'intervalles de confiance reviendra également constamment dans l'analyse des résultats. Ils seront notre estimateur de fiabilité des analyses fréquentielles. Bien qu'ils ne prennent pas en compte l'ensemble des incertitudes liées à la modélisation, ils sont «nécessaires à l'appréciation, même subjective, de l'incertitude d'échantillonnage» (Meylan et al. 2008).

4.1 Constitution de la base de données QuikSCAT

Suite à l'élimination des pixels contaminés par la pluie et des images correspondant à la saison hivernale, 4769 des 6582 images comprenaient plus de 40 pixels valides dans le golfe du Saint-Laurent et ont donc été retenues pour la suite des analyses. Ces données QuikSCAT ont ensuite été rééchantillonnées à la taille des pixels RSO afin d'éviter les variations brusques tel que décrit dans la section 3.3.1. Afin de s'assurer de la validité des analyses fréquentielles réalisées à partir de ces données, une analyse de corrélation temporelle et une analyse d'homogénéité ont été effectuées.

4.1.1 Analyse de corrélation temporelle

L'analyse de la corrélation entre les données QuikSCAT en fonction du temps qui les sépare démontre une forte décroissance de la corrélation après environ 48 heures. La figure 15 présente les résultats de cette analyse pour les six points de contrôle. Suite aux corrélations observées, un décalage minimal de 72 heures entre deux données successives nous a paru optimal afin d'assurer l'indépendance des données.

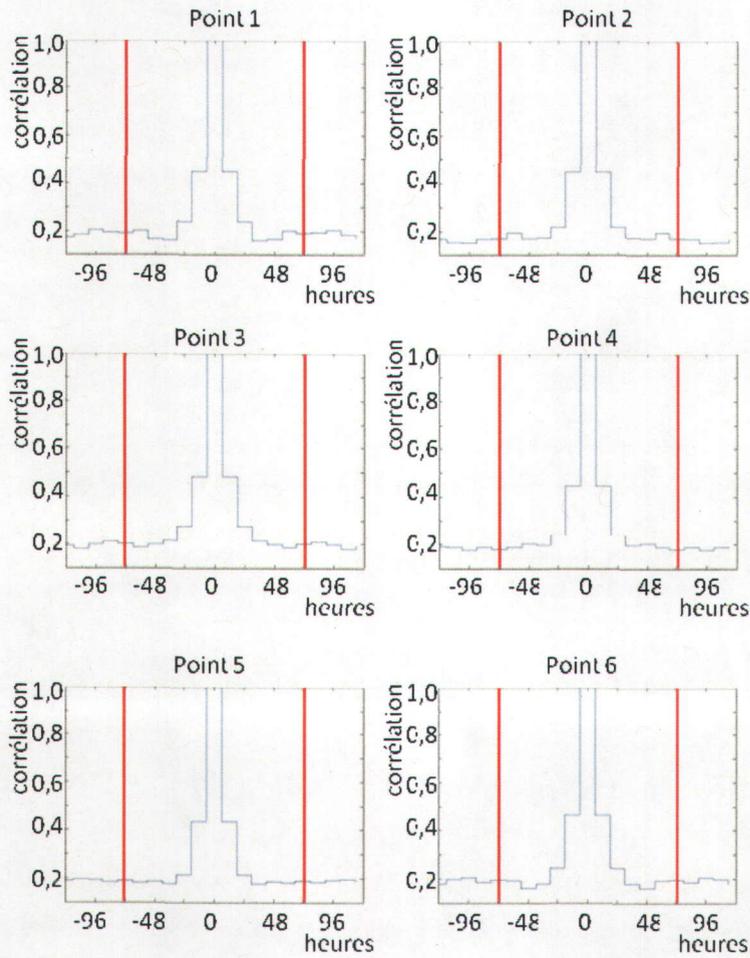


figure 15 Autocorrélation temporelle des six points de contrôles des données QuikSCAT. L'échelle horizontale présente le décalage entre les données (en heures). Les lignes verticales représentent la limite de 72 heures. À cette limite, l'autocorrélation des données est d'environ 0.2

L'intervalle minimal déterminé afin que deux données soient considérées indépendantes est cohérent avec le passage des systèmes synoptiques²⁰ dont la durée varie généralement de 1 à 3 jours (site de météo-France : <http://comprendre.meteofrance.com>). Cet intervalle de 72 heures correspond à une valeur intermédiaire entre celles déterminées par deux autres études à partir de données horaires de vent. Ramirez et al. (2005) suggèrent un intervalle de 174 heures alors que Corotis et al. (1977) ont conclu qu'après 8 à 12 heures, les données peuvent être considérées indépendantes. D'autres études ont démontré que même après une période de deux mois, l'autocorrélation des données de vents s'avérait non-nulle, mais faible (Brett et al. 1991). L'hypothèse d'indépendance des données au-delà de 72 heures est donc une hypothèse plausible. On gardera à l'esprit que les intervalles de confiance calculés à partir des ces données pourraient être légèrement sous-estimés.

La même analyse n'a pu être réalisée à partir des données RSO puisque l'intervalle entre les données était hautement variable. Bien que quelques images soient à 12 heures d'intervalle, la grande majorité d'entre elles était espacées d'au moins 3 jours; nous avons donc supposé que l'effet de corrélation était suffisamment faible pour être négligé.

4.1.2 Analyse de l'homogénéité des données

Un examen visuel a été réalisé sur les données afin de s'assurer de l'absence de tendance et/ou de cassure. Le résultat de cet examen a été positif (figure 16). Nous nous attendions par ailleurs à une absence de cassure puisque les données proviennent toutes du même capteur et ont toutes été traitées par le même algorithme.

²⁰ Les systèmes synoptiques sont des systèmes météorologiques dont la taille caractéristique est de plus de 1000 km.

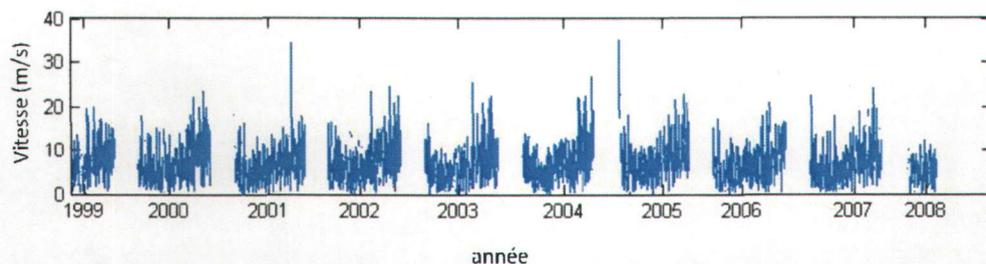


figure 16 Exemple d'une série temporelle des données QuikSCAT correspondant au point de contrôle n° 1. Les années sont séparées par un espace sans données correspondant à la période hivernale où les données sont indisponibles.

4.2 Constitution de la base de données RSO

Certaines images RSO ont dû être éliminées pour cause de présence très probable de glaces. Ainsi, l'image du 29 janvier 2005 et les images allant du 3 janvier au 4 avril 2006 ont été éliminées. L'image du 9 avril 2006 a également été éliminée puisque tout le sud du Golfe était considéré comme ayant une couverture de glace inférieure à 10%, mais non-négligeable. De même, malgré le fait que selon le service canadien des glaces²¹, la couverture de glace était presque inexistante les images du 27 décembre 2005 au matin et du 30 décembre 2005 ont également été éliminées; ces images présentaient des structures généralement associées à la présence de glace.

Outre les images où la présence de glace pouvaient biaiser l'analyse des vents, 11 autres images ont été éliminées pour diverses raisons :

- 1) trois images ont été éliminées pour cause de pluie (2004-09-10, 2006-06-03 et 2007-05-22);
- 2) cinq images ont été éliminées pour cause d'une distorsion inhabituelle de l'image (2004-08-17, 2006-05-03, 2007-05-29, 2007-06-08 et 2007-07-02).
- 3) trois autres images ont été éliminées en raison de la présence d'un front atmosphérique important qui pourrait être indicateur d'une forte instabilité atmosphérique (2005-09-29, 2005-11-16 et 2006-12-05). Le front sur ces images était décelable par la présence d'une

²¹ www.ec.gc.ca/glaces-ice

division franche des vitesses de vent créant une ligne courbe sur l'image. Choïnard (2004) dénote que sous des conditions instables, les vitesses peuvent être surestimées de 10%. Nous croyons qu'en présence de front, l'influence est encore plus importante; conséquemment, nous avons préféré éliminer ces images.

Des 115 images initialement reçues du projet ISTOP d'Environnement Canada, ce sont donc 81 images (indexées à l'annexe B) qui ont été utilisées à des fins d'estimation de la distribution des vents de la région du golfe du Saint-Laurent.

4.3 Analyse fréquentielle des vents en mer à partir des données QuikSCAT

Conformément à l'hypothèse avancée dans la section méthodologique, nous avons travaillé avec les données QuikSCAT interpolées pour les analyses fréquentielles de vent. Pour valider cette hypothèse, nous avons également réalisé une cartographie des paramètres A et K à partir des données QuikSCAT non-interpolées. Comme on peut le constater à partir de la figure 17, la cartographie des paramètres A et K réalisée à partir de la banque de données QuikSCAT non-interpolée s'avère effectivement fortement pixélisée. Ce résultat valide notre choix méthodologique d'interpoler les données de vent instantané par la méthode bi-cubique à l'échelle de résolution des données RSO (400 m). Ceci confère aux cartes un aspect plus continu, en conformité avec la nature de la variation spatiale des vitesses du vent (figure 18).

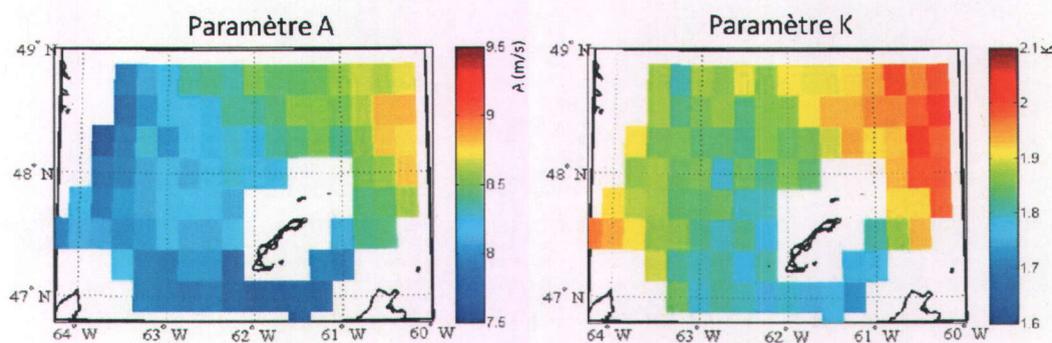


figure 17 Paramètres moyens de la distribution fréquentielle des vitesses de vent à partir des données QuikSCAT non-interpolées

4.3.1 Analyse globale

À partir du rééchantillonnage par bootstrap des paramètres A et K pour chaque pixel de $0,005^\circ \times 0,005^\circ$, des cartes globales en mer ont été tirées et sont présentées à la figure 18. Ces cartes présentent les valeurs moyennes que prennent les paramètres sur l'ensemble du territoire (graphiques supérieurs) ainsi que les intervalles de confiance qui sont associés à chacune de ses valeurs (graphiques inférieurs). Les valeurs que prennent les paramètres d'échelle et de forme sur l'ensemble du territoire vont de 7,6 à 8,7 m/s et de 1,72 à 1,99 respectivement (rappel : K est adimensionnel). Ces valeurs ne sont pas aléatoirement dispersées sur l'ensemble du territoire. On observe au contraire une augmentation graduelle des deux paramètres du sud-ouest vers le nord-est. Ceci signifie donc que les vents sont en moyenne plus forts et également moins variables au nord-est de la zone d'étude.

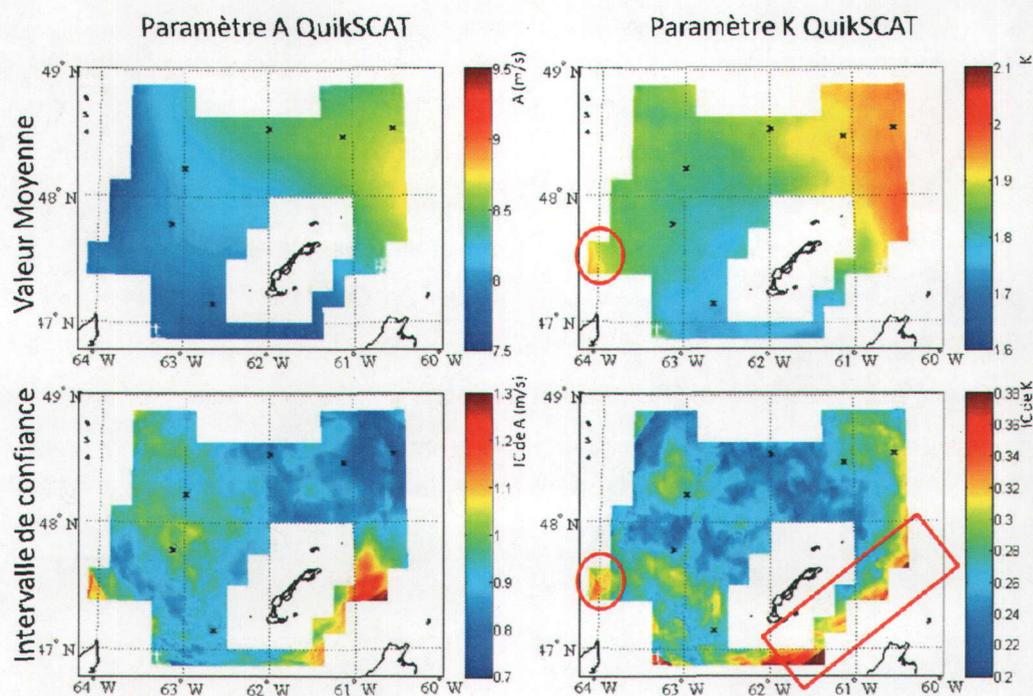


figure 18 Distribution des paramètres de la distribution de Weibull estimés par bootstrap à partir des données QuikSCAT interpolées et intervalles de confiance empiriques associés à ces estimations (les secteurs d'anomalies et/ou de plus grande incertitude sont encadrés/encadrés en rouge). Les six points de contrôles sont marqués de 'x' sur les cartes.

Complètement à l'ouest de la zone d'étude, le paramètre K prend également des valeurs élevées (encerclé en rouge sur la figure 18, en haut à droite). Dans ce secteur, les intervalles de confiance des estimations à l'aide de la technique bootstrap sont également élevés, ce qui dénote une plus grande incertitude sur les estimations dans cette région (figure 18, en bas à droite, encerclé en rouge). Cette incertitude serait due au fait que ce secteur est à la limite du territoire à l'étude et que la densité de données y est plus faible. Nous présumons que l'augmentation du paramètre de forme à l'ouest du territoire à l'étude est une anomalie due au fait qu'il s'agit de la limite du territoire où le nombre de données est plus restreint..

La répartition des intervalles de confiance démontre d'ailleurs que généralement, l'incertitude est plus élevée aux limites de la zone d'étude. Pour les deux paramètres, c'est au sud-ouest de la zone d'étude que l'incertitude est maximale. Il s'agit d'une zone d'une plus grande proximité des côtes, puisque bornée par l'île du Prince Édouard au sud, les Îles-de-la-Madeleine au nord et la Nouvelle-Écosse à l'est. Les données QuikSCAT y sont plus limitées, puisqu'un plus grand nombre de données n'était initialement pas disponible. Comme il s'agit de la limite du domaine d'étude, il n'était pas possible d'interpoler d'autres données dans cette région. Cela expliquerait la plus grande incertitude sur les estimations. Outre les régions à la limite de la zone d'étude, nous constatons des variations des intervalles de confiance sur l'ensemble du territoire. Nous observons entre autre une légère augmentation de l'incertitude du paramètre K au niveau du point de contrôle no 2 et une légère augmentation de l'incertitude du paramètre A au niveau du point de contrôle n° 1. Nous espérons mieux comprendre ces variations lors de l'analyse locale des résultats.

Même en tenant compte des limites de la zone d'étude où les incertitudes sont plus grandes, les intervalles de confiance du paramètre A respectent toujours les limites établies, c.-à-d. que les estimations sont à $\pm 10\%$ de la valeur médiane des estimations 9 fois sur 10. Plus précisément, les intervalles de confiance varient entre 8% et 16% de la valeur du paramètre A.

Le paramètre K présente de son côté une plus grande incertitude. Sur l'ensemble du territoire, les intervalles de confiance pour le paramètre K varient entre 11% et 26% de la valeur médiane de K. Pour 95% des pixels, les intervalles de confiance sont inférieurs à $\pm 10\%$ de la valeur médiane des

estimations. Toutefois, pour 5% des pixels, l'intervalle entre la médiane et le 95e quantile se situe entre 10% et 17% de la valeur médiane. Le 5% de pixels détenant des intervalles de confiance supérieurs à la norme établie se situe dans la région encadrée en rouge sur la figure 18, c.-à-d. la région au sud-ouest dont le cas a déjà été discuté.

Une fois le survol des résultats au niveau global complété, nous allons nous attarder plus précisément aux 6 points de contrôles afin d'analyser les résultats plus en profondeur.

4.3.2 Analyse locale

L'analyse locale répond à deux besoins : dans un premier temps, elle permet de valider l'approche méthodologique en s'assurant que les courbes théoriques ajustées aux données répondent bien aux distributions empiriques. Dans un deuxième temps, l'analyse de différents sites répartis au travers du territoire permet de mieux comprendre les phénomènes observés dans l'analyse globale. La figure 19 présente l'histogramme des données de vitesse de vent pour un des 100 sous-échantillons pour chacun des points de contrôle. Chaque sous-échantillon est composé de 250 données QuikSCAT indépendantes (plus de 72h de séparation entre deux dates successives) tirées au hasard parmi les 4769 dates disponibles. Pour différentes considérations, il peut arriver que quelques données soient indisponibles pour certains pixels dans un échantillon de 250 dates. Par exemple, pour l'échantillon 32 du point n° 1, 248 des 250 données étaient disponibles. Ces quelques données manquantes n'ont cependant que peu ou pas d'influence sur l'analyse fréquentielle, exception faite de la limite de la région à l'étude où le nombre de données manquantes pouvait être plus important.

La figure 19 présente à la fois l'histogramme expérimental et la loi de Weibull ajustée aux données de vitesse de vent (en rouge). On observe que la distribution théorique est assez bien ajustée bien que certaines classes soient légèrement sous-représentées par cette distribution théorique, principalement pour les vitesses de vent autour de 6 m/s. Il n'y a pas de 'trous' de données dans l'histogramme expérimental, ce qui nous amène à penser que la distribution de Weibull est bien ajustée. Nous ne pouvons cependant pas tirer de déduction par rapport aux résultats de la cartographie globale à partir de cette figure puisqu'il ne s'agit que d'un échantillon sur 100 pour chacun des points.

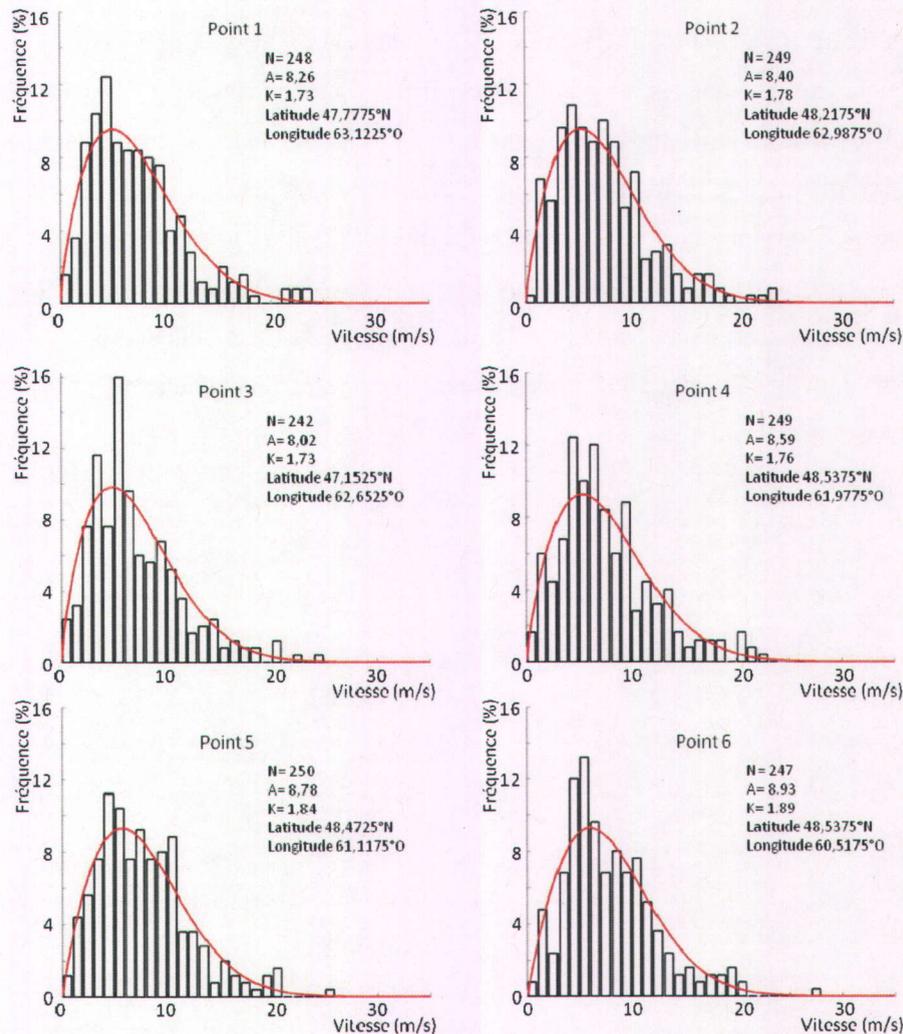


figure 19 Histogramme des vitesses de vent QuikSCAT et courbe de Weibull ajustée aux données, exemple de l'échantillon 32 sur 250 de chacun des points de contrôle.

Les 100 estimations des paramètres A et K pour un même pixel permettent une analyse de la dispersion des estimations. La figure 20 présente les histogrammes des 100 estimations du paramètre A des six points de contrôle. Sur cette même figure, on retrouve également en bleu les ajustement de la loi gamma aux distributions empiriques de A. Tel que le démontre la figure 20, les données répondent assez bien à une loi de distribution gamma. La valeur moyenne de A varie

entre 7,90 et 8,63 m/s et les intervalles de confiance des estimations des six points de contrôle varient entre 0,78 et 1,01 m/s, c.-à.-d. entre 9,1% et 12,6% de la valeur de A, ce qui s'avère assez représentatif de ce que l'on observe sur l'ensemble du territoire.

À partir de la figure 20, on constate que l'histogramme du point n° 1 est légèrement plus aplati que les autres, ce qui explique que les intervalles de confiance y sont plus élevés. Par contre, nous ne pouvons pas déduire ce qui amène les estimations du paramètre A à être légèrement plus dispersées par l'analyse de l'histogramme. Autre observation : les histogrammes démontrent bien la variation spatiale du paramètre A. L'histogramme du point 3, situé au sud-ouest de la région est centré sur des valeurs plus faibles. Plus le point observé est au nord-est de la zone d'étude, plus la valeur moyenne de histogramme s'avère élevée (dans l'ordre : 3, 1 et 2 sont similaires, 4, 5 et 6). Outre le fait que la moyenne des histogrammes varie, les histogrammes présentent des distributions de A assez similaires.

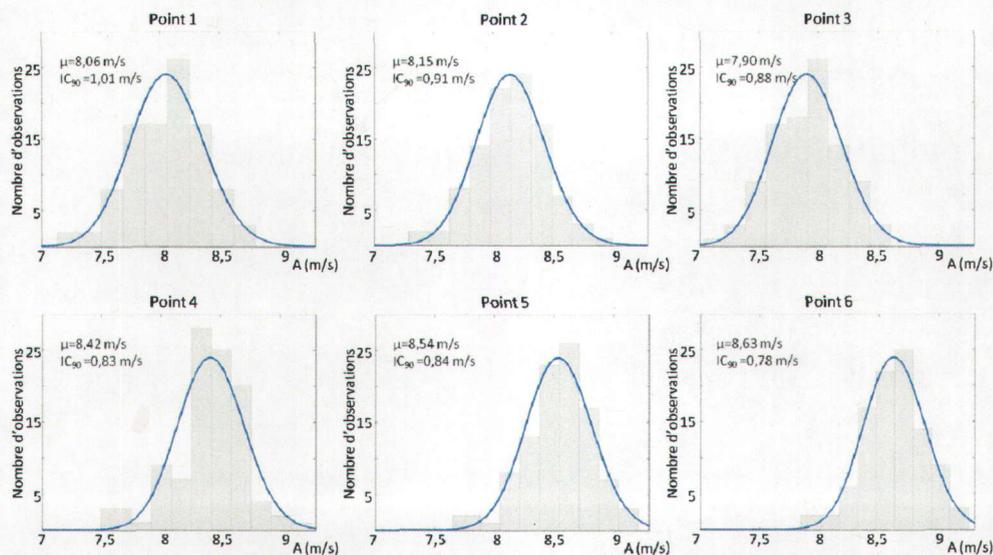


figure 20 Histogrammes de la distribution empirique du paramètre A et distribution de gamma ajustée pour les six points de contrôle.

Le même exercice a été réalisé avec les 100 estimations du paramètre K des 6 points de contrôle. La figure 21 présente les histogrammes empiriques de la distribution du paramètre K et la distribution de gamma ajustée à ces données. On remarque que la loi gamma ne s'ajuste pas tout à fait aussi bien aux valeurs de K qu'aux valeurs de A. Dans certains cas, (point 1 et 5 particulièrement), on observe une certaine asymétrie des histogrammes par rapport au modèle.

Nous considérons tout de même que le modèle est suffisamment bien ajusté pour répondre à nos besoins actuels. Par ailleurs, les intervalles de confiance sont relativement plus importants que dans le cas du paramètre A. Le coefficient de variation se situe entre 13,0% et 15,6% pour les six points de contrôle. Il avait été mentionné dans l'analyse globale qu'une plus grande incertitude était observée dans les environs du point 2. L'analyse locale ne nous permet pas de tirer des conclusions par rapport à cette observation; la valeur de l'intervalle de confiance est similaire à celles des autres points de contrôle.

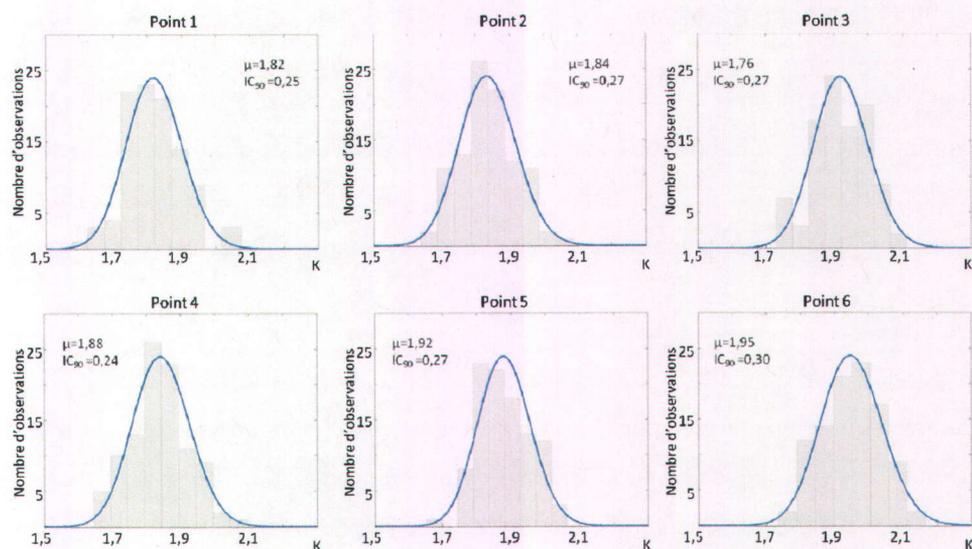


figure 21 Histogrammes de la distribution empirique du paramètre K et distribution de gamma ajustée pour les six points de contrôle.

4.3.3 Conclusions sur la cartographie réalisée à partir des données QuikSCAT

Les résultats de la cartographie en mer ont démontré que nous étions en mesure d'estimer les paramètres d'échelle et de forme avec une bonne précision. L'incertitude sur l'estimation du paramètre A est moins élevée que celle du paramètre K; il s'agit du résultat attendu. En effet, tel que Pryor et al. (2004) le dénotent, estimer avec précision le paramètre K nécessite un échantillon beaucoup plus grand que pour le paramètre A. L'incertitude sur le paramètre K est tout de même généralement satisfaisante (intervalles de confiance sous la barre de $\pm 10\%$ 9 fois sur 10 pour 95% des pixels). Nous considérons donc que le choix de la taille de l'échantillon de 250 données est

justifié en regard de la précision recherchée pour l'estimation des paramètres d'échelle et de forme. Nous verrons lors de l'analyse des résultats RSO ce qu'il advient avec un échantillon de taille largement inférieure.

Considérant la bonne précision de la cartographie et les résultats d'autres études démontrant la validité des analyses QuikSCAT (Hasager et al. 2008; Kolstad 2008; Liu et al. 2008) nous pouvons avec une certaine assurance tirer de cette cartographie les grandes tendances de la distribution des vents pour le golfe du Saint-Laurent. Nous avons observé une augmentation graduelle de la vitesse moyenne des vents et une diminution de leur variabilité du sud-ouest vers le nord-est. Peu d'autres cartographies existent pour confirmer ces conclusions, nous reviendrons sur cet aspect lors de la comparaison avec l'Atlas canadien d'énergie éolienne à la section 4.7.

La résolution spatiale de la cartographie résultante est par contre assez grossière, l'interpolation ne jouant qu'un rôle cosmétique. Nous avons donc une bonne précision à méso-échelle de la distribution des vents, mais aucune information à échelle plus fine avec cette cartographie, nous devons nous fier aux informations en provenance du satellite RADARSAT-1 pour une information plus détaillée.

Il n'est pas possible non plus d'extrapoler directement les données de vents estimés à partir des données QuikSCAT en zone côtière puisque la présence des côtes influencent tant la vitesse que la turbulence des vents et que les données QuikSCAT ne sont pas disponibles à moins de 25 km des côtes. Pour ces raisons, l'estimation de la distribution des vents à partir des données QuikSCAT seules sont intéressantes, mais insuffisantes pour de nombreuses applications, d'où l'intérêt de s'intéresser à des données à plus haute résolution telles que les données RSO.

4.4 Analyse fréquentielle des vents à partir des données RADARSAT-1

4.4.1 Analyse globale

L'analyse fréquentielle des données RSO nous permet d'obtenir une estimation des paramètres de Weibull ainsi qu'une estimation des intervalles de confiance qui les caractérisent pour chaque pixel de la région à l'étude. La cartographie qui résulte de cette analyse est présentée à la figure 22. Les graphiques supérieurs présentent les paramètres A et K respectivement. Les graphiques inférieurs représentent les intervalles de confiance estimés pour chacun de ces paramètres.

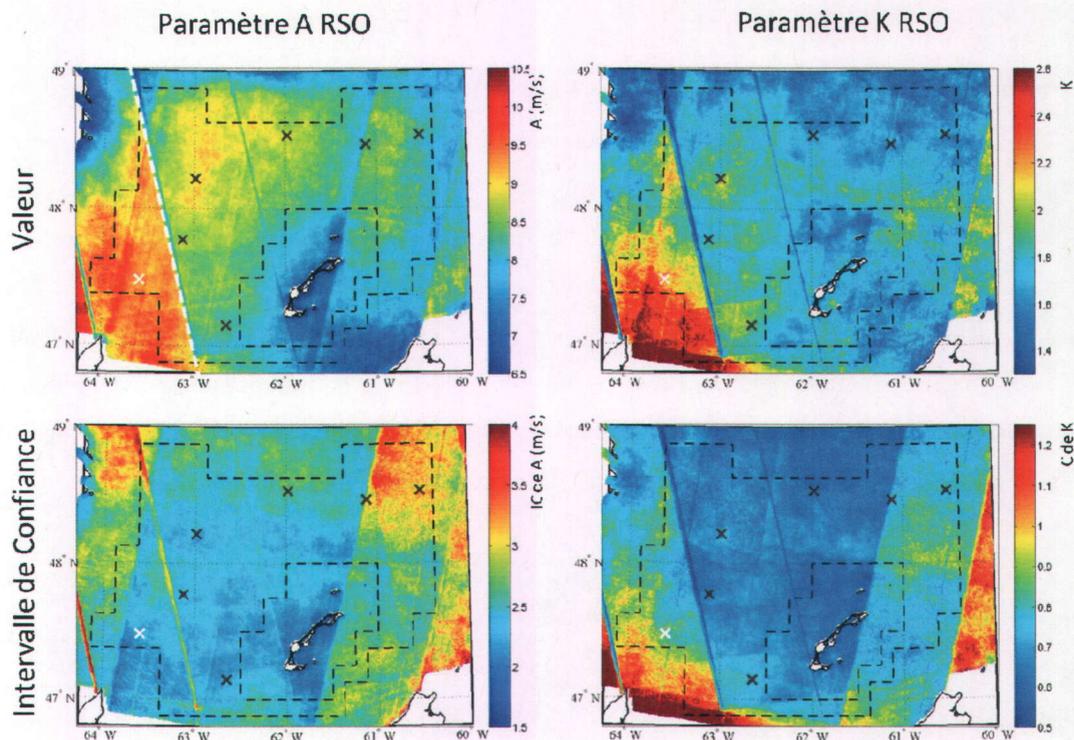


figure 22 Distribution des paramètres de la distribution de Weibull estimés à partir des données RSO et intervalles de confiance associés à ces estimations. Les données RSO sont disponibles en dehors de la région où les données QuikSCAT le sont (à l'intérieur des lignes pointillées). Les six points de contrôle sont marqués d'un 'x' noir sur les graphiques et le point d'analyse supplémentaire est marqué d'un 'x' bleu.

Regardons dans un premier temps les résultats en haute mer, où il est possible de les comparer aux résultats obtenus à partir de la cartographie QuikSCAT. Pour l'ensemble de cette région, le paramètre A varie entre 6,66 et 10,17 m/s. La plage de valeurs que prend le paramètre A est donc beaucoup plus grande que dans le cas de l'estimation à partir des données QuikSCAT : de l'ordre de 1 m/s dans le cas de QuikSCAT et de l'ordre de 3,5 m/s dans le cas des données RSO. Il en va de même pour le paramètre K, qui varie de 1,02 à 3,01; une variation de près de 2 alors qu'elle était de 0,27 pour les analyses QuikSCAT. Cette très large variation relative de la valeur des paramètres est un premier indicateur du manque de précision des estimations à partir des données RSO. Nous nous attendions à ce qu'il y ait des différences entre la cartographie des vents à méso-échelle et à micro-échelle, mais que ces différences soient mineures. La trop grande différence

entre les valeurs que prennent les paramètres A et K nous amène à supposer qu'il y a un manque de précision dans les estimations de la distribution des vents à partir des données RSO.

La répartition des paramètres sur l'ensemble du territoire est un deuxième indicateur. Deux types d'artéfacts ressortent de la cartographie : les lignes diagonales qui zèbrent les 4 graphiques de la figure 22 et les variations importantes de la valeur des paramètres de part et d'autre de ces dernières. Les lignes diagonales correspondent à la position de la limite de certaines images. Ceci signifie que le traitement réalisé pour éliminer les effets de bordures (se référer à la fin de la section 3.3.2) ne semble pas avoir été suffisant; il reste des bandes plus ou moins larges de pixels dont la vitesse instantanée est presque nulle ou, au contraire, très élevée. Cela signifie également que l'estimateur par maximum de vraisemblance est sensible à la présence de valeurs extrêmes dans un petit échantillon. Les variations observées de part et d'autres de ces lignes sont aussi un indicateur de la sensibilité de l'estimateur de maximum de vraisemblance par rapport aux données. Étant donné que les lignes représentent des limites d'images, les estimations de parts et d'autres de ces lignes sont faites à partir d'échantillons ne comprenant pas exactement les mêmes images.

Le meilleur exemple de ce type de variation est celle que l'on observe de part et d'autre de la ligne pointillée blanche sur le graphique supérieur gauche de la figure 22. Une différence d'environ 2 m/s est observée de part et d'autre de cette ligne pour le paramètre d'échelle. C'est par ailleurs au sud-ouest de ce trait que l'on retrouve les plus grandes disparités entre les paramètres estimés à partir des données RSO et ceux à partir des données QuikSCAT. Pour le paramètre d'échelle, la différence moyenne est de 1,4 m/s dans cette zone alors qu'elle est plutôt de 0,4 m/s dans le reste de la cartographie. Pour le paramètre de forme, la différence moyenne pour la zone du sud-ouest est de 0,30 alors qu'elle est de 0,15 dans le reste de la cartographie en mer. Nous supposons que la diminution du nombre de données dans la région au sud-ouest de la ligne pointillée a entraîné cette anomalie. Nous nous attarderons sur cette question lors de l'analyse locale de la cartographie RSO.

Le dernier indicateur majeur de la large incertitude liée à l'estimation des paramètres est la taille des intervalles de confiance. Pour le paramètre d'échelle, la taille des intervalles de confiance pour la région en mer varie entre 15% et 47% de la valeur de A. Pour une majorité de points, ces intervalles de confiance sont donc au-delà de la limite de $\pm 10\%$ 9 fois sur 10. Il en va de même

pour le paramètre de forme dont les intervalles de confiance varient entre 28 et 46% de sa valeur. L'incertitude reliée aux paramètres est donc beaucoup plus élevée que dans le cas des paramètres QuikSCAT. Il existe cependant une similarité entre les deux cartographies, nous observons dans les deux cas une plus grande incertitude pour le paramètre de forme que pour le paramètre d'échelle, ce qui s'avère conforme aux résultats attendus et cohérent avec les travaux de Pryor et al. (2004).

Outre l'incertitude élevée des estimations, il est intéressant de s'arrêter aux phénomènes observables grâce à l'information à micro-échelle apportée par les données RSO. La plus grande résolution s'observe bien dans les cartes résultantes, surtout dans la carte de distribution du paramètre d'échelle. Nous y observons des variations beaucoup plus fines que dans le cas de la cartographie QuikSCAT. Un certain patron est également visible dans la distribution des paramètres d'échelle et de forme, mais il est fortement entaché par les anomalies de la cartographie. Les valeurs des paramètres A et K sont plus élevées au nord qu'au sud et plus particulièrement au nord-ouest. Ce patron se distingue plus clairement du paramètre A que du paramètre K.

En nous concentrant seulement sur la région côtière, nous observons une diminution des paramètres à l'approche des côtes. Cette diminution est cohérente avec la nature des vents près des côtes, c.-à.-d. plus variable et moins intense (Beaucage et al. 2007). Il s'agit d'un élément appréciable de la cartographie puisque dans la région côtière, seules les données RSO sont disponibles. C'est également dans cette région que le nombre de données RSO disponibles est le plus important, ce qui nous laisse présumer une meilleure précision des statistiques.

4.4.2 Analyse locale

Tel qu'il l'a été démontré dans l'analyse globale, l'incertitude sur les estimations des paramètres d'échelle et de forme est beaucoup plus élevée que dans le cas de la cartographie à partir des données QuikSCAT. L'analyse locale des résultats permet de voir comment se traduit cette incertitude au niveau de l'échantillon de données disponibles.

La figure 23 représente les histogrammes et les courbes de Weibull ajustées aux données des 6 points de contrôle (figure 14). De plus pour chaque point de contrôle, le nombre de données disponibles pour l'estimation des paramètres (N), ainsi que la valeur des paramètres A et K sont inscrits à droite de chaque graphique. Comme on peut le voir, les données à partir desquelles les paramètres A et K sont estimés ne suivent pas parfaitement bien une Weibull; on remarque que pour certaines gammes de vitesse de vent, aucune donnée n'est disponible. En d'autres mots, il y a des trous de données dans les histogrammes. D'ailleurs, les intervalles de confiance reflètent cette incertitude, ils se situent, pour les six points de contrôle, entre 21% et 30 % de la valeur du paramètre pour l'estimation du paramètre A et entre 30% et 40% de sa valeur pour l'estimation du paramètre K.

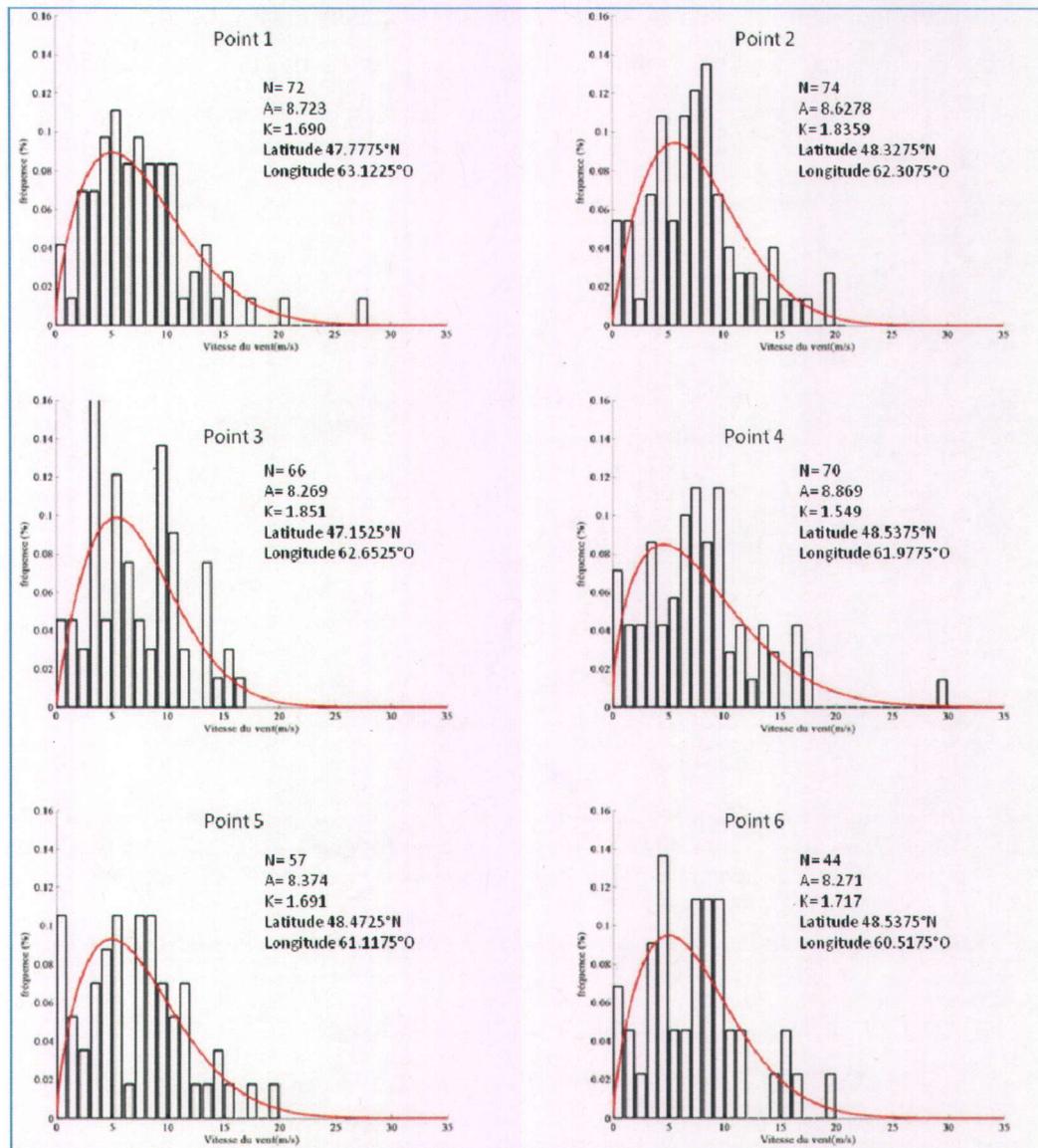


figure 23 Histogramme des vitesses de vent des données RSO et loi de Weibull ajustée aux données pour les 6 points de contrôle

Nous avons également analysé un point dans la zone du sud-ouest afin de mieux comprendre pourquoi on observait une aussi grande variation des paramètres A et K était observée dans cette région. Le point sélectionné est marqué d'une croix blanche sur les graphiques de la figure 22. L'historgramme expérimental de ce point démontre principalement l'absence de données de vent

ayant de très faibles vitesses. Cette absence de données de vent très faibles a pour effet de tirer la distribution vers la droite et de concentrer les données dans la zone de vitesses moyennes; les deux paramètres ont donc été estimés comme étant beaucoup plus élevés que dans le reste de la région à l'étude. Ceci vient donc appuyer l'hypothèse que l'estimation des paramètres par maximum de vraisemblance est très sensible aux données extrêmes lorsque la taille de l'échantillon est limitée.

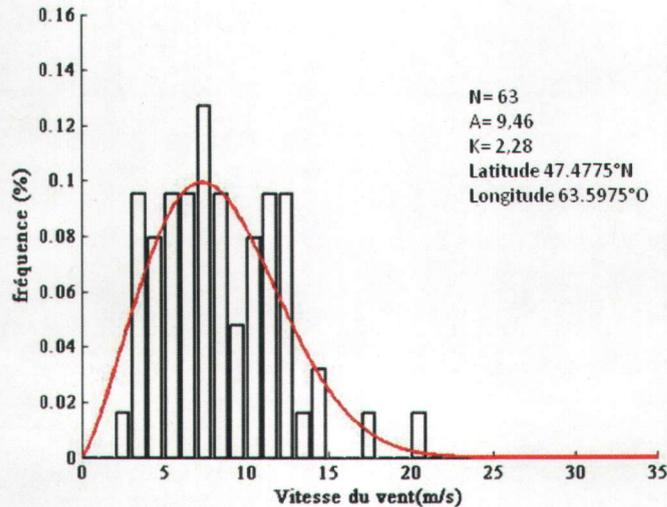


figure 24 Histogramme expérimental et loi de Weibull ajustée pour un point situé au sud-ouest de la région à l'étude. Il s'agit de la zone où l'on observe les plus grandes disparités entre les paramètres estimés à partir des données RSO et ceux estimés à partir des données QuikSCAT.

4.4.3 Conclusion sur la cartographie réalisée à partir des données RADARSAT-1

Les résultats de l'analyse fréquentielle à partir des données RSO nous ont démontré qu'effectivement, le nombre limité de données RSO disponibles pour l'étude nous empêche d'estimer précisément la distribution des vents par cette seule source d'information. Cette conclusion est en accord avec celle de Hasager et al. (2008). Les données RSO démontrent par contre un fort potentiel puisqu'elles permettent d'observer la structure du vent à haute résolution et dans des zones inaccessibles à d'autres données satellitaires tel que QuikSCAT, c.-à.-d. près des côtes. Ces conclusions justifient la suite de ces travaux de recherche qui visent à employer conjointement les données des satellites RADARSAT-1 et QuikSCAT. Par ailleurs, les résultats obtenus par l'analyse fréquentielle des données RSO nous permettront de mieux comprendre

l'influence de ces données dans l'approche bayésienne et de saisir les différences/ressemblances entre les cartographies.

4.5 Analyse fréquentielle des vents en mer par approche bayésienne

Tel que mentionné dans la description de la méthodologie employée, nous avons procédé, pour chaque pixel de la cartographie où les données RSO et les données QuikSCAT étaient disponibles, à l'estimation de la loi *a posteriori* du paramètre A par simulation Monte Carlo par chaînes de Markov (MCMC). Comme une telle simulation demande de nombreux ajustements, nous présentons d'abord les ajustements réalisés, suivent les résultats de l'analyse bayésienne, soit la cartographie du paramètre d'échelle.

4.5.1 Ajustement de l'algorithme d'analyse bayésienne par chaîne MCMC

Dans un premier temps, nous avons dû ajuster la variance du générateur. En effet, initialement, la variance du générateur était trop élevée et la chaîne ne convergait pas rapidement, elle avait au contraire tendance à diverger. La variance avait été établie à 4, elle a ensuite être ramenée à 1. Avec une variance de 1, la série convergait systématiquement.

Ensuite, un test visuel a été effectué à partir des six points de contrôle afin de déterminer la période de chauffe. Pour tous les points observés, la chaîne MCMC converge très rapidement. Il est presque impossible de distinguer la zone de convergence. La figure 25 illustre assez bien ce principe. On y présente les 1000 premières itérations de la chaîne pour les six points de contrôle. Dès les premières itérations, la chaîne commence à osciller autour d'une valeur de convergence. Suite à cette analyse visuelle, la période de chauffe a été déterminée à 100. Selon les cas observés, elle aurait pu être encore moindre, mais en utilisant une période de 100, nous nous assurons qu'il y a eu convergence de la série.

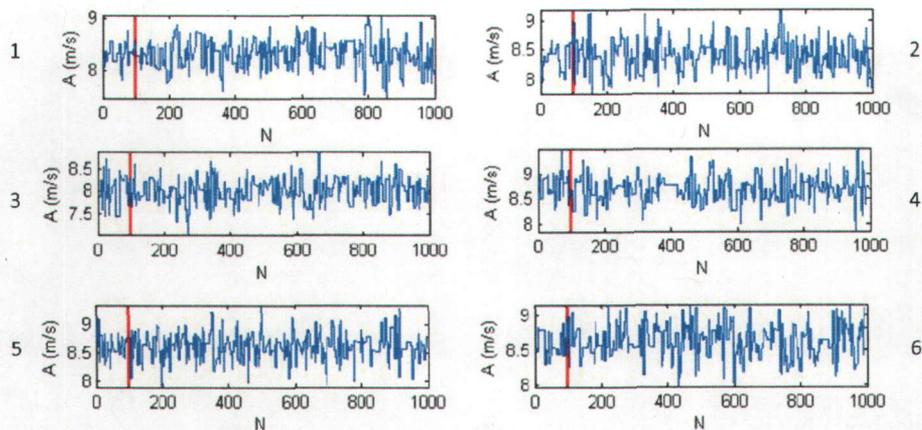


figure 25 Évaluation de la période de chauffe à partir d'une analyse visuelle. La ligne en rouge représente 100 itérations, la période de chauffe déterminée. À noter que l'échelle horizontale est la même pour tous les sites, mais l'échelle verticale varie d'un site à l'autre

Un test a également été effectué afin de déterminer la longueur nécessaire pour que la chaîne non seulement converge, mais nous permette aussi d'obtenir un nombre suffisant d'approximations afin de pouvoir en tirer des statistiques (tout en minimisant ce nombre pour éviter que la simulation ne prenne trop de temps). Pour ce faire, nous avons simulé des chaînes de Markov du paramètre d'échelle A pour N entre 200 et 3000 par intervalle de 100 pour les six points de contrôle mentionnés précédemment. La moyenne et la variance de ces sites ont été évaluées afin de déterminer la variabilité de l'estimation selon la longueur totale de la chaîne. Les résultats pour le point de contrôle un sont présentés à la figure 26. De cette analyse visuelle ressort que 1000 itérations sont suffisantes pour estimer la valeur moyenne et l'écart type du paramètre d'échelle A .

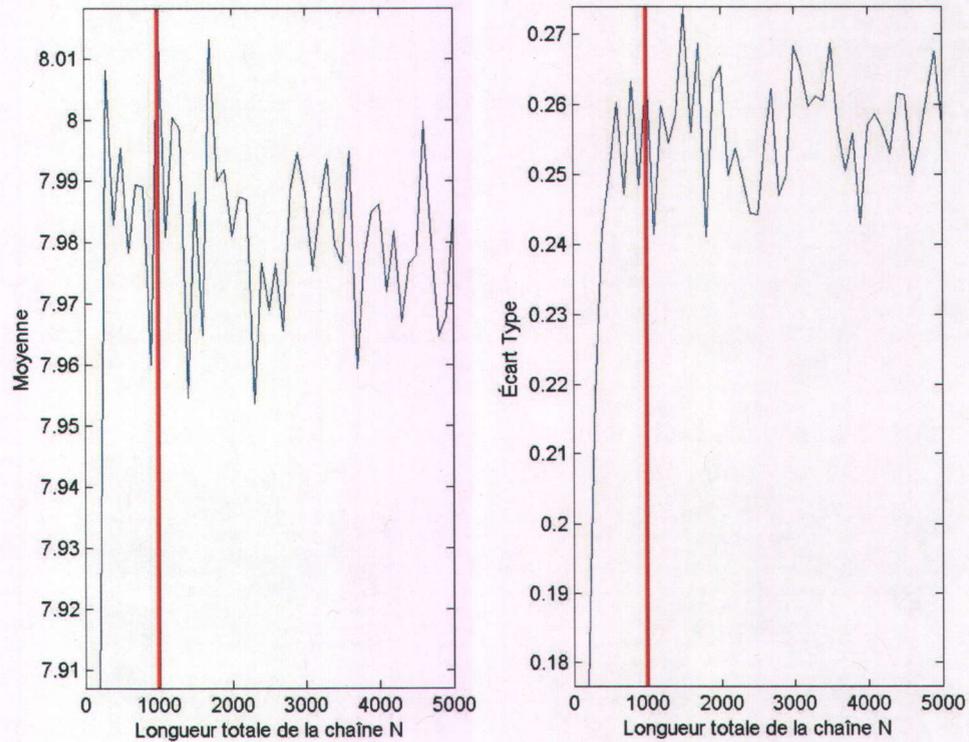


figure 26 Influence du nombre d'itération sur l'estimation de la moyenne et de la variance

À partir de ces résultats, il a été décidé de créer, pour chaque pixel en mer, des chaînes de 1000 itérations dont les cent premières sont considérées comme étant la séquence de chauffe.

4.5.2 Analyse globale

Une carte globale du paramètre d'échelle par estimation bayésienne a été créée en utilisant, pour chaque pixel, la valeur moyenne de la chaîne MCMC. Sur l'ensemble de la cartographie, le paramètre varie entre 7,44 et 8,86 m/s. La plage de valeur que prend le paramètre A est légèrement plus élevée que dans le cas de l'estimation à partir des données QuikSCAT. Elle est par contre beaucoup plus faible que dans le cas de l'estimation à partir des données RSO uniquement.

De façon générale, la structure spatiale du paramètre A par estimation bayésienne (figure 27) est beaucoup plus proche de la structure spatiale de l'analyse des données QuikSCAT que de celle de l'analyse des données RSO; le paramètre A augmente graduellement du sud-ouest vers le nord-est. Par contre, à l'est des Îles de la Madeleine, les estimations du paramètre A par méthode bayésienne sont légèrement plus faibles que celles des données QuikSCAT, tandis qu'à l'ouest et au nord-ouest, elles sont plus élevées. Ceci dénote l'influence des données RSO : le patron du paramètre d'échelle des données RSO était plus élevé au nord-ouest qu'au nord-est.

La carte résultant de la méthode bayésienne présente des détails plus fins que la carte du paramètre A estimé à partir des données QuikSCAT. Par contre, on observe beaucoup moins d'anomalies que la cartographie RSO qui était dominée par l'influence des valeurs extrêmes.

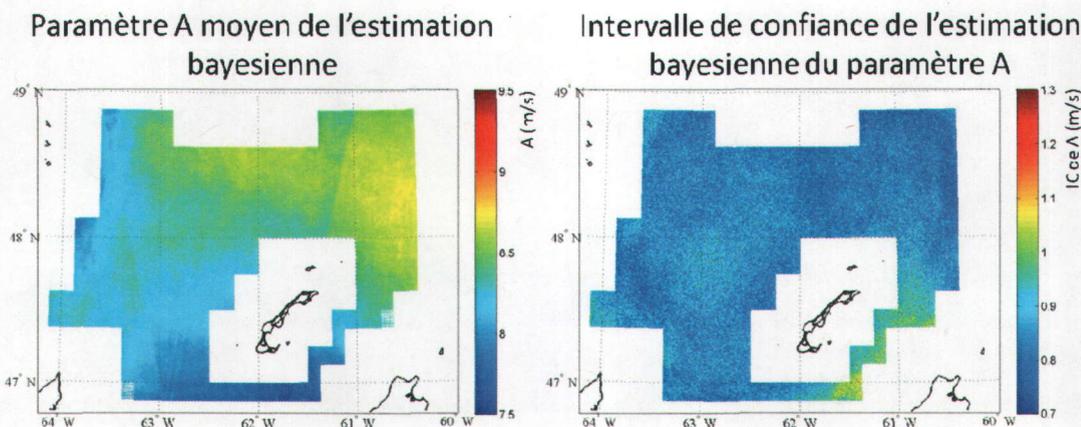


figure 27 Estimation du paramètre A par méthode bayésienne. Note : les mêmes échelles que pour les estimations à partir des données QuikSCAT ont été utilisées (c.-à-d. une échelle pour le paramètre A et une échelle pour l'intervalle de confiance).

Les intervalles de confiance sur les données sont généralement plus faibles par l'estimation bayésienne que par estimation QuikSCAT, sauf dans la zone nord-est où elles sont généralement un peu plus élevées. Ils sont surtout plus homogènes dans l'ensemble du territoire que dans le cas des deux autres cartographies, ce qui dénote une stabilité de la précision de l'estimation de l'espace.

Ces différences et similitudes entre les différentes cartes viennent appuyer notre hypothèse qu'à la fois les données RSO et QuikSCAT sont prises en compte dans cette cartographie par estimation bayésienne. La cartographie à méso-échelle QuikSCAT amène une information importante sur la

climatologie des vents à l'échelle de 25 km, information qui est complétée par les données RSO à plus haute résolution afin d'avoir une information plus locale sur le vent (à l'échelle de 0,5 km). Ceci nous permet d'obtenir une estimation à micro-échelle beaucoup plus précise qu'avec les données RSO uniquement. L'analyse locale nous permettra de mieux préciser l'influence des deux types de données sur les estimations de A.

4.5.3 Analyse locale

Dans un premier temps la différence entre les estimations bayésiennes, QuikSCAT et RSO selon le nombre de données RSO disponibles a été analysée (figure 28). Cette analyse a été réalisée afin de mieux déterminer l'influence des données et de l'information *a priori* QuikSCAT sur l'estimation du paramètre $A_{\text{bayésien}}$. Cette première analyse démontre trois choses de façon significative selon un test de Mann-Kendall à seuil de 5% lorsque le nombre de données RSO disponibles augmente :

- 1) Que la différence entre A_{RSO} et A_{QSCAT} diminue,
- 2) Que la différence entre A_{RSO} et $A_{\text{bayésien}}$ diminue,
- 3) Que la différence entre $A_{\text{bayésien}}$ et A_{QSCAT} augmente.

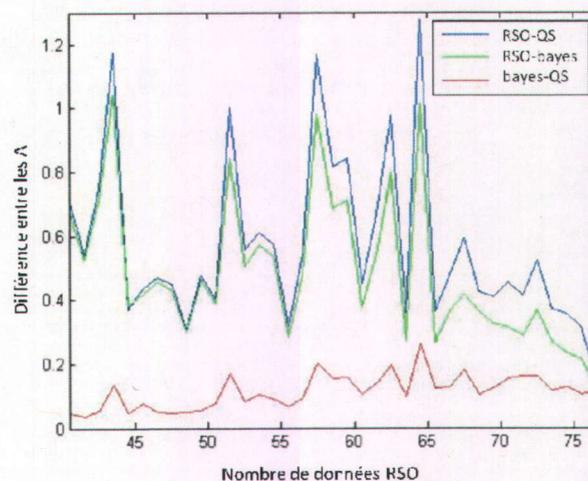


figure 28 Variation de la différence moyenne entre les paramètres A obtenus par les 3 méthodes (RSO seul, QSCAT seul et estimation bayésienne) selon le nombre de données RSO disponibles

Ceci signifie donc que plus le nombre de données RSO augmente, plus l'estimation à partir des données à micro-échelle se rapproche de l'estimation QuikSCAT (sans pour autant être nécessairement exactement la même). On dénote également que plus N est grand, plus l'influence des données RSO sera grande sur l'estimation du paramètre $A_{\text{bayésien}}$. Par extrapolation, si la quantité de données RSO était suffisante, l'estimation *a priori* du paramètre A (A_{QSCAT}) n'influencerait plus la distribution *a posteriori* de A . C'est d'ailleurs ce qui ressort de la littérature, lorsque N est de taille suffisante, la distribution *a priori* n'a pas, ou très peu, d'influence sur la distribution *a posteriori* (Bernier et al. 2000). Pour certaines distributions *a priori*, il est même possible de déterminer théoriquement le nombre de données nécessaires pour que la distribution *a posteriori* soit indépendante de la distribution *a priori*. Dans le cas d'une distribution Weibull, cela ne s'avère pas possible puisqu'on ne lui connaît pas de distribution conjuguée. Il serait fort intéressant de réaliser une étude par simulation afin de déterminer le nombre de données nécessaires pour que $A_{\text{bayésien}}$ ne dépende que de A_{RSO} . Cela nous donnerait un indice du moment où l'information amenée par la distribution QuikSCAT à méso-échelle devient désuète. Cette étude n'a cependant pas été menée dans le cadre de cette recherche.

Une autre étude a été réalisée afin d'analyser les intervalles de confiance des estimations. Comme nous l'avons dénoté dans la cartographie globale, les intervalles de confiance sont assez homogènes sur l'ensemble du territoire : nous nous attendions donc à ce qu'une faible variation de l'intervalle de confiance soit observée par rapport au nombre de données RSO disponibles. L'analyse semble confirmer cette hypothèse. Comme le démontre la figure 29, les intervalles de confiance de l'estimation suivent d'assez près ceux de l'estimation QuikSCAT et s'avèrent peu variables par rapport aux nombres de données RSO. Les intervalles de confiance des estimations RSO diminuent par contre avec l'augmentation du nombre de données RSO disponibles.

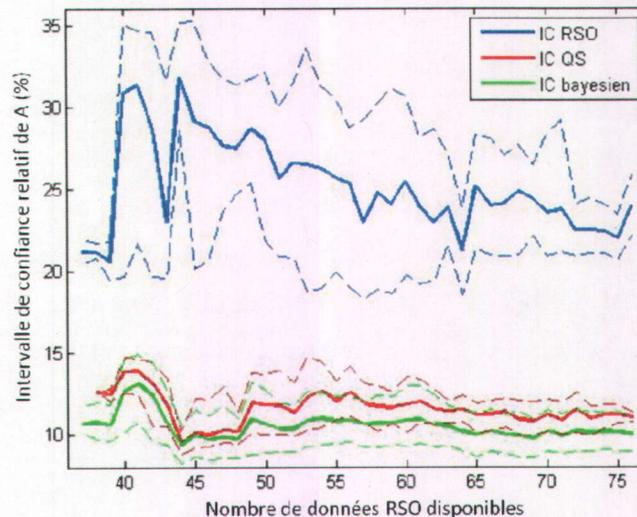


figure 29 Variations de l'intervalle de confiance relatif de A (Intervalle de confiance/A*100%) par rapport au nombre de données RSO disponibles. La ligne pleine représente la valeur moyenne de A pour un certain nombre de données tendis que les lignes pointillées représentent les intervalles de confiance à 90% de ces valeurs.

4.5.4 Conclusions sur la cartographie par approche bayésienne

Les résultats obtenus dans le cadre de la cartographie bayésienne démontrent que les données RSO et les données QuikSCAT influencent tous deux l'estimation du paramètre d'échelle. Ils démontrent aussi que plus le nombre de données RSO est important, plus l'influence de ces données sur l'estimation du paramètre d'échelle sera grande, ce qui est cohérent avec la littérature (Bernier et al. 2000) et d'un très grand intérêt puisque plus la quantité d'information RSO est grande, plus il est souhaitable de s'y fier vu la meilleure résolution spatiale de ces données. Nous avons par ailleurs noté que, dans le cas présent, lorsque les estimations QuikSCAT et RSO divergent plus, l'estimation du paramètre $A_{\text{bayésien}}$ est plus près de la valeur de A_{QSCAT} que de A_{RSO} . Il s'agit également d'un résultat intéressant puisque les statistiques tirées des données QuikSCAT sont plus fiables que celles tirées des données RSO et que les larges divergences sont probablement dues à la faible densité de données RSO. En fait, de façon générale, le paramètre $A_{\text{bayésien}}$ est plus près de l'estimation QuikSCAT que de l'estimation RSO. Outre le nombre de

données RSO disponibles, nous voyons deux facteurs pouvant avoir influencé les résultats en ce sens :

- Avoir fixé $K=K_{QS}$
- Avoir employé une loi *a priori* dont la variance était faible

En fixant $K=K_{QS}$, nous avons introduit un certain biais dans l'estimation de A puisque les deux paramètres ne sont pas indépendants (se référer aux équations de moyenne et de variance de la section 2.2.2). Nous n'avons pas, dans le cadre de ces travaux de recherche, tenté d'évaluer de quelle façon ce choix méthodologique influence l'estimation du paramètre d'échelle. Par ailleurs, en employant une loi *a priori* dont la variance était faible, nous avons contraint l'analyse du paramètre A à une plage restreinte de valeurs probables, bien que le support de la loi gamma soit de $(0, \infty)$.

L'analyse de la taille des intervalles de confiance selon le nombre de données RSO a par ailleurs démontré que qu'ils sont peu dépendant du nombre de données RSO disponibles et qu'ils sont généralement assez faibles, du même ordre que ceux des estimations à partir des données QikSCAT. Ceci indique que nous sommes en mesure d'estimer avec une précision similaire à celle de la méthodologie QuikSCAT les paramètres de la distribution de Weibull et qu'il n'y a pas perte de précision avec l'injection des données à haute résolution.

4.6 Extrapolation à la zone côtière

Puisque la cartographie bayésienne ne permet pas, dans sa forme actuelle, l'estimation de la distribution des vents dans la région côtière, nous avons extrapolé les cartographies en mer jusqu'à la région côtière par régression linéaire. Pour ce faire, nous avons utilisé les variables à la fois disponibles dans la région côtière et en mer qui expliquent la plus grande part de variabilité des paramètres sans être colinéaires entre elles. Les variables retenues/utilisées/étudiées sont les statistiques descriptives extraites à partir des données de vents instantannés RSO (la moyenne, la médiane, l'intervalle interquartile, l'écart type) et la densité de puissance calculés à partir des données de vents RSO ainsi que la position géographique en X et en Y du pixel.

Afin de s'assurer de l'indépendance des variables explicatives, nous avons employé le facteur d'inflation de la variance. Nous avons déterminé que les variables de tendances centrales, c.-à.-d. la moyenne et la médiane, étaient colinéaires entre elles. Les variables de dispersion (intervalle interquartile et écart type) sont également corrélées entre elles. De plus, la densité de puissance est corrélée avec l'ensemble des variables reliées aux données RSO. Pour s'assurer de la validité de la régression, nous avons évité d'utiliser des variables colinéaires entre elles au sein d'un même modèle.

Divers modèles respectant cette condition ont été testés. Pour la variable $A_{\text{bayésien}}$, les deux modèles les plus probants incluent X, Y et de le vent moyen d'une part, et X, Y, le vent moyen et l'intervalle interquartile. Ces deux modèles ont respectivement un R^2 de 0,865 et de 0,868 et un Rpress de 35,53 et de 34,71. L'utilisation d'une quatrième variable amène une légère amélioration des coefficients R. Il s'agit donc de faire un compromis entre la précision supplémentaire obtenue en ajoutant un paramètre de plus et la complexification du modèle. En tenant compte de la réalité physique des paramètres, c.-à.-d. A étant le paramètre d'échelle de la distribution, il a été décidé d'inclure le paramètre de dispersion améliorant le plus la corrélation (c.-à.-d. l'intervalle interquartile). En effet, l'un des buts principaux de l'utilisation des paramètres liés à la distribution des vents estimés à partir des données RSO est d'être en mesure de suivre également le changement de structure dans la distribution des vents en s'approchant des côtes. Nous supposons donc qu'en utilisant à la fois un paramètre de tendance et un paramètre de dispersion, nous serons plus à même de suivre une telle variation le cas échéant.

Une fois les variables sélectionnées, les résidus ont été examinés afin de s'assurer de la validité des modèles retenus. La distribution des résidus et les diagnostics d'ajustement des variables en sortie du logiciel SAS ont été employées pour ce faire. Il ressort de cette analyse que, pour le modèle choisi, la forme des résidus n'est pas exactement telle que désirée, mais aucune tendance claire n'en ressort (les graphiques sont à l'annexe D). De plus, la distribution des résidus ne suit pas une loi normale. Même en réalisant une transformation Box-Cox, la normalité des résidus n'est pas obtenue. Face à ces résultats, nous estimons que la régression provenant de ce modèle est valide, mais que les intervalles de confiance déterminés sont peu fiables.

Une fois la validité du modèle assurée, une régression linéaire a été réalisée afin d'extrapoler le paramètre $A_{\text{bayésien}}$ à la région côtière. Déterminer les poids de chacune des variables de la régression nous permet ainsi de déterminer la valeur de A pour n'importe quel point du territoire à l'étude. La régression linéaire de $A_{\text{bayésien}}$ est la suivante :

$$(4-1)$$

Où X et Y sont la position en projection Lambert conique conforme selon le géoïde GRS80. IQR est l'intervalle interquartiles et \bar{v} est la vitesse moyenne des vents. La cartographie du paramètre A en zone côtière, obtenue à partir de cette régression, est illustrée à la figure 30. L'extrapolation démontre que le paramètre A est plus élevé au nord-nord-est des Îles de la Madeleine. On observe également que le paramètre A diminue en s'approchant des côtes, dans toutes les directions, mais que la variation se fait plus près des côtes du côté nord-ouest des Îles. D'ailleurs, le paramètre A est plus élevé de ce côté des Îles.

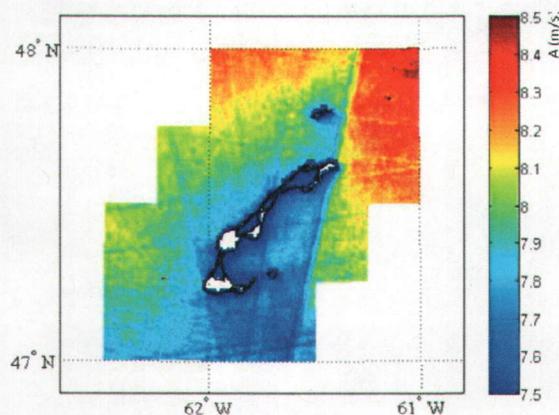


figure 30 Résultats de l'extrapolation du paramètre $A_{\text{bayésien}}$

L'étude de différents modèles de régression pour le paramètre K nous a amenés à choisir un modèle où, tout comme dans le cas du paramètre A : une mesure de tendance centrale et une mesure de dispersion des données RSO étaient prises en compte. Ce modèle utilise les variables X, Y, la moyenne et la variance. Il permet d'obtenir un R_{press} de 4.73 et un R^2 de 0.7194. Une fois le modèle sélectionné, nous avons réalisé les mêmes analyses que pour le paramètre A afin d'en assurer la validité. Nous en sommes venus à la même conclusion : le modèle nous semble valide, mais pas les intervalles de confiance qui pourraient en être tirés. La régression linéaire du paramètre K nous permettant d'estimer sa valeur dans la zone côtière est la suivante :

(4-2)

Où V est la variance des données RSO. La cartographie résultante est présentée à la figure 31. Le patron observé pour le paramètre K est très similaire à celui du paramètre A . Ceci signifie donc qu'à la pointe nord-est, les deux paramètres sont maximaux, et que de façon générale, ils sont plus élevés du côté nord-ouest que du côté sud-est des Îles. Par ailleurs, pour les deux paramètres extrapolés, on remarque que les bordures d'images sont très visibles dans la cartographie extrapolée. Les cartographies résultant de l'extrapolation portent donc la marque (effets de bordures) des données RSO utilisées comme variables auxiliaires.

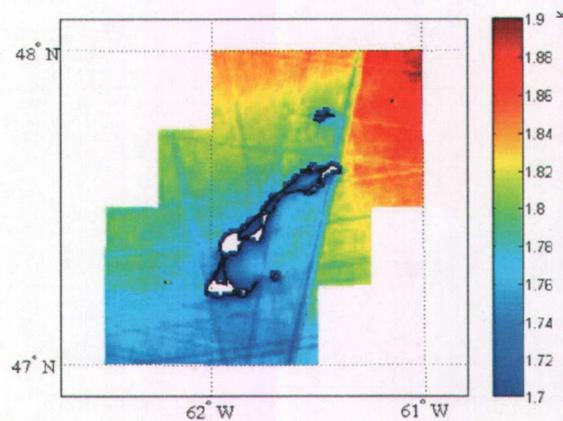


figure 31 Résultats de l'extrapolation du paramètre K

Le fait que les paramètres A et K diminuent à l'approche des côtes conforte notre hypothèse qu'en utilisant des covariables à micro-échelle, l'extrapolation tiendrait compte du changement de structure de la distribution des vents en s'approchant des côtes.

4.6.1 Conclusions sur l'extrapolation

Notre méthodologie semble donc bel et bien, pour la région des Îles-de-la-Madeleine, permettre d'extrapoler les résultats obtenus en mer vers la région côtière en tenant compte du possible changement de structure de la distribution des vents. Elle présente toutefois certains inconvénients : étant donné que par la régression linéaire, la cartographie résultante est

directement proportionnelle à une mesure de tendance centrale et une mesure de dispersion des données RSO, les variations dues aux bordures d'images sont très présentes dans cette cartographie.

Les résultats obtenus par l'extrapolation sont cohérent avec la connaissance de la distribution des vents en région côtière, mais il faut noter qu'il s'agit ici d'une méthodologie très simple qui ne s'appliquerait possiblement pas dans le cas d'une région à l'orographie plus complexe où, tel que démontré dans les travaux de Choïnard et al. (2004), la variabilité des vents est beaucoup plus importante que dans le cas des Îles de la Madeleine. Nous aurions pu songer à l'utilisation de méthodes de géostatistiques tel que le cokrigage afin de tenir compte des données RSO tout en honorant les valeurs des cartographies K_{QSCAT} et $A_{bayésien}$. Néanmoins, nous ne sommes par contre pas certains qu'en employant le cokrigage, les variations des patrons de vents dues à l'approche des côtes auraient été aussi bien pris en compte. L'extrapolation réalisée dans le cadre de ces travaux de recherche offre donc des résultats intéressants, mais préliminaires puisque, vu les limites de la régression linéaire, nous considérons que d'autres techniques devraient être expérimentées.

4.7 Comparaison avec l'Atlas canadien d'énergie éolienne

Afin de comparer les résultats des cartographies de la distribution des vents avec les données de l'Atlas canadien, nous avons décidé de travailler avec la variable de densité de puissance moyenne des vents. Pour chacune des trois cartographies (QuikSCAT, RSO et estimation bayésienne), la densité de puissance a tout d'abord été calculée à 10 m de hauteur à partir des paramètres de forme et d'échelle de la distribution (voir section 2.2.3). Globalement, on retrouve pour la densité de puissance les mêmes patrons que pour la distribution du paramètre d'échelle A . Pour la cartographie QuikSCAT, la densité de puissance augmente du sud-ouest au nord-ouest de la région à l'étude. Selon cette cartographie, toute la région nord du golfe du Saint Laurent est particulièrement intéressante au niveau de la densité de puissance disponible. Pour la cartographie RSO, c'est plutôt au nord-ouest que la densité de vent est la plus élevée. Pour la cartographie par estimation bayésienne, la densité de puissance est globalement plus élevée au nord-nord-est. Les cassures dues aux bordures d'images RSO (également visible sur la cartographie RSO), sont plus visibles que dans le cas de la cartographie du paramètre A . Les deux cassures les plus visibles sont celles encerclées en vert sur l'image. Il est important de noter que les cartographies

QuikSCAT et estimation bayésienne ont la même échelle de couleur, alors que l'échelle de couleur de la cartographie RSO diffère, s'étendant de 300 à 800 W/m^2 au lieu de 400 à 600 W/m^2 .

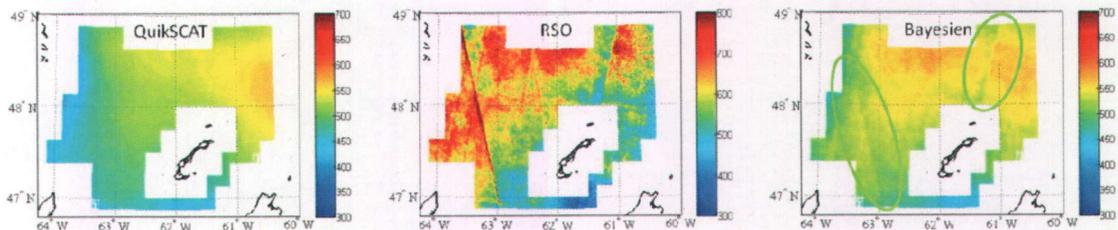


figure 32 Densité de puissance moyenne estimée à 10m à partir des données satellitaires

La cartographie de la distribution de la densité de puissance en provenance des données de l'Atlas canadien à 50 m démontre un patron présentant certaines similitudes et certaines différences marquées par rapport aux cartographies réalisées dans le cadre de ce mémoire, à partir de données satellitaires. Les deux cartographies présentées à la figure 33 représentent respectivement la densité d'énergie moyenne sur une base annuelle et sur la période de l'année où des données satellitaires sont disponibles. Les deux cartographies présentent des patrons de vent très similaires, de moindre intensité dans le cas de la cartographie pour les mois allant de mars à novembre inclusivement. À noter que l'échelle de couleurs de ces deux cartographies est la même, variant entre 400 et 900 W/m^2 . L'échelle de variation est plus élevée que pour les cartographies satellitaires, mais il faut se rappeler que la cartographie de l'Atlas canadien d'énergie éolienne est à une hauteur de 50m et non de 10m.

La densité de puissance moyenne est plus élevée au nord-est des Îles-de-la-Madeleine tout comme pour les cartographies satellitaires QuikSCAT et estimation bayésienne. La densité diminue par contre plus au nord, au niveau de la pointe est de l'île d'Anticosti alors que pour les cartographies satellitaires, elle reste très élevée. Par ailleurs, le patron de vent à l'ouest et au sud-ouest est similaire : on observe une diminution de la densité de puissance en se rapprochant des lignes de côtes de la Gaspésie, et de l'Île du Prince-Édouard.

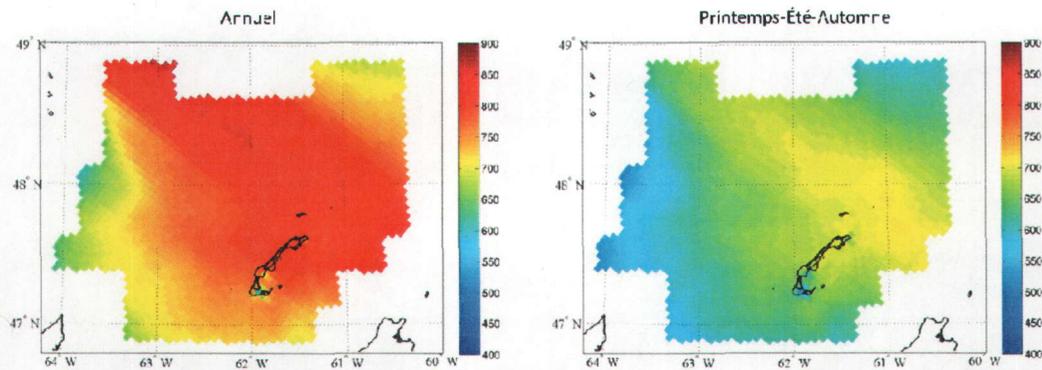


figure 33 Densité de puissance moyenne à 50m tirée de l'atlas canadien d'énergie éolienne

Dans une tentative de comparer l'Atlas canadien aux cartographies réalisées à partir de données satellitaires, nous avons d'abord employé la classification de l'Association américaine d'énergie éolienne afin de comparer les densités de puissance à 10m et à 50m; comme la ressource est excellente dans l'ensemble de la région en mer, cette comparaison s'est avérée peu informative.

En nous en tenant à l'étude qualitative des patrons de vents, nous arrivons à l'observation suivante : en mer, les patrons observés par imagerie satellitaires ne sont pas les mêmes que ceux de l'Atlas canadien d'énergie éolienne. L'endroit où les cartographies divergent le plus clairement est au nord-est des Îles-de-la-Madeleine où, pour les cartographies QuikSCAT et estimation bayésienne, les densités de puissance sont maximales alors que dans les données de l'Atlas, on dénote une diminution de la densité de puissance dans cette zone.

Chapitre 5. Conclusion

Dans le cadre de ces travaux de recherche, nous avons tenté d'optimiser l'utilisation de l'information contenue dans les données RSO à haute résolution de deux façons :

- par l'injection de la précision des estimations QuikSCAT au sein de la cartographie à micro-échelle RSO via la méthodologie d'estimation bayésienne des données;
- par l'extrapolation des cartographies en mer à la zone côtière en tenant compte des structures spatiales contenues dans les données RSO pour créer une régression linéaire.

La pertinence de ces travaux de recherche tient au fait qu'ils représentent un premier pas vers une cartographie en mer, à haute résolution à partir de données satellitaires. Comme les données de mesures directes en mer sont rares et généralement éparées (données de bateaux, de bouées, etc.) et que l'installation de nouveaux mâts de mesure pour l'implantation d'éoliennes impliquent des coûts importants, il s'avère profitable de développer de nouvelles méthodes pour pallier à ce manque criant de données.

La méthodologie d'estimation bayésienne consiste à considérer la distribution des vents estimée à partir des données QuikSCAT comme étant une information *a priori* sur la distribution à micro-échelle telle qu'observée à partir des données RSO. Pour ce faire, nous avons choisi de travailler avec la distribution de Weibull à deux paramètres. Dans ce type de distribution, le paramètre de forme est moins variable, plus difficile à estimer. Comme le temps était limité, nous avons fixé $K_{\text{bayésien}} = K_{\text{QSCAT}}$ et avons considéré comme étant la loi *a priori* du paramètre d'échelle RSO, la loi gamma associée à la distribution du paramètre d'échelle estimée à partir des données QuikSCAT. Une simulation par chaîne MCMC a été employée pour déterminer la loi *a posteriori* du paramètre d'échelle.

Les résultats de la méthodologie d'estimation bayésienne démontrent que les données QuikSCAT et RSO sont bel et bien utilisées de façon complémentaire. Les paramètres d'échelle estimés par cette méthodologie sont influencés à la fois par les deux types de données. De façon générale, l'estimation du paramètre d'échelle par estimation bayésienne est plus près de l'estimation du paramètre d'échelle à partir des données QuikSCAT qu'à partir des données RSO. Par contre, plus le nombre de données RSO est grand, plus les estimations RSO et QuikSCAT se rapprochent l'une de l'autre et plus les données RSO ont de l'importance sur l'estimation du paramètre d'échelle par estimation bayésienne. La cartographie d'estimation bayésienne présente des détails

plus fins que la cartographie QuikSCAT, mais ne reflète pas les variations brusques observées dans la cartographie RSO. De plus, les intervalles de confiance du paramètre d'échelle par méthodologie bayésienne sont plus petits que ceux obtenus par les données RSO uniquement et similaires à ceux des données QuikSCAT. Il faut cependant se rappeler que les intervalles de confiance de la cartographie d'estimation bayésienne sont ceux de la loi marginale de A. Dans les deux autres cartographies, il s'agissait de la loi conjointe de A et K. Il s'agit d'ailleurs d'une limite de la méthodologie bayésienne. Afin d'améliorer de l'estimation des paramètres par la méthodologie bayésienne par rapport aux autres méthodologies, il serait nécessaire de la modifier pour analyser la loi conjointe de A et de K et non la loi marginale de A en utilisant des lois de probabilités conjointes.

La cartographie d'estimation bayésienne ne permet toutefois pas d'estimer la distribution des vents dans la région côtière. Cette méthodologie nécessite en effet la présence de données QuikSCAT et de données RSO afin d'estimer la distribution des vents en un point. Nous avons extrapolé les résultats obtenus en mer jusqu'à la région côtière afin de disposer de l'information sur la distribution des vents jusque dans la zone côtière. Pour ce faire, nous avons employé une régression linéaire en tenant compte des variables de positions X et Y, d'un paramètre de tendance centrale et d'un paramètre de dispersion des données de vitesse RSO. Nous avons ainsi extrapolé les paramètres A et K jusqu'à la région côtière en tenant compte du changement de structure de la distribution des vents grâce aux données RSO. Nous avons dénoté certaines limites à cette technique telle que le fait que les données ne sont pas honorées par cette méthode. Nous induisons donc un biais pour la région en mer où les données étaient déjà disponibles. Malgré cette limite, les résultats obtenus par extrapolation sont fort intéressants puisqu'ils démontrent bel et bien une diminution de la vitesse des vents et une augmentation de la dispersion à l'approche des côtes. Il s'agit des résultats attendus selon nos connaissances sur la ressource en milieu côtier. Bien que ces résultats soient éloquent/probants, il est important de rappeler qu'ils sont préliminaires. Avant de pousser plus loin les analyses, il serait important de souligner que la méthode linéaire n'est pas nécessairement la plus adaptée. D'autres méthodes pourraient s'avérer autant, sinon plus, pertinentes.

Nous avons également tenté de corréler nos résultats à ceux de l'Atlas canadien d'énergie éolienne, bien que les données qui ont servi aux cartographies diffèrent largement. Cette comparaison préliminaire semble démontrer qu'il existe des divergences entre les résultats de

l'Atlas et ceux des cartographies satellitaires. En mer, la plus grande divergence se situe dans la région nord de la région à l'étude. Dans le cas des cartographies satellitaires, on constate que la densité de puissance est maximale au nord-nord-est, dans l'Atlas la densité est maximale plutôt au nord-ouest, à l'embouchure du Saint-Laurent. Selon l'Atlas, la densité de puissance diminue très peu à l'approche des côtes des Îles-de-la-Madeleine alors qu'une claire diminution est observable selon les données satellitaires. Bien que nous avons prévu observer certaines différences entre les deux types de cartographies, nous avons été surpris de l'importance des divergences observables dans les patrons de vent. Ces résultats nous portent à conclure qu'il serait nécessaire de pousser plus avant les analyses sur les divergences des cartographies. Pour ce faire, il serait important de se pencher sur les différences fondamentales entre les deux approches et de travailler directement avec les paramètres de la distribution (A et K) pour les deux types de cartographies. Cela permettrait de comprendre les différences dans la distribution des vitesses de vent.

Bien que les divergences entre l'Atlas et la cartographie satellitaire obtenue dans le cadre nos travaux soient étonnantes, elles sont fort intéressantes : elles démontrent l'intérêt même d'avoir plus d'une source de données pour assurer la validité des analyses. Jusqu'à présent, l'Atlas canadien s'avérait la seule source de données disponible dans l'ensemble du Golfe du Saint-Laurent. La cartographie par estimation bayésienne des données QuikSCAT et RADARSAT-1 représente une cartographie alternative pour l'estimation de la ressource éolienne en région côtière. Elle permet de plus de valider et/ou remettre en question certains phénomènes observés dans l'Atlas canadien. Cette nouvelle cartographie par données satellitaires nous semble fort prometteuse de par son indépendance par rapport aux données traditionnelles : mâts de mesures, modèles NWP. Comme les régions côtières sont d'un grand intérêt pour le développement de la filière éolienne, de telles validations s'avèrent fondamentales.

Tel que mentionné au début de ce chapitre, les travaux que nous avons présentés dans ce mémoire représentent une première étape dans le développement d'une nouvelle méthodologie d'estimation de la ressource éolienne. Dans le futur, nous devrions nous pencher entre autre sur l'évaluation d'autres lois de distribution que la Weibull, l'analyse conjointe des paramètres de la loi employée et l'analyse d'autres méthodes d'extrapolation que la régression linéaire. Des analyses de

sensibilité devraient également être faites pour le modèle choisi afin d'avoir un estimé de l'influence des incertitudes dans leur ensemble. Il reste donc de nombreux défis à relever afin de développer un modèle facilement généralisable à d'autres régions côtières, mais l'optique d'employer des données satellitaires pour l'estimation de la ressource éolienne est fort prometteuse dans le contexte actuel de développement d'énergie éolienne.

Annexes

Annexe A – L'énergie cinétique du vent

Comme le démontre les équations mathématiques suivantes, la puissance maximale théorique²² qui peut être tirée du vent dépend du cube de la vitesse du vent.

Équation de l'énergie cinétique :

L'énergie théorique maximale qu'il est possible de tirer du vent correspond à l'énergie cinétique totale qu'il détient.

$$E = \frac{1}{2}mv^2 \quad \text{où} \quad \begin{array}{l} v = \text{vitesse du vent} \quad [\text{m/s}] \\ m = \text{masse} \quad [\text{kg}] \end{array}$$

La masse de l'air peut être définie ainsi :

$$m = \rho V \quad \text{où} \quad \begin{array}{l} \rho = \text{densité de l'air} \quad [\text{kg/m}^3] \\ V = \text{volume d'air balayé par les pales} \quad [\text{m}^3] \end{array}$$

Le volume d'air balayé par les pales dépend de la vitesse du vent et de la surface balayée par les pales du rotor :

$$V = \pi R^2 vt \quad \text{où} \quad \begin{array}{l} R = \text{Longueur d'une pale} \quad [\text{m}] \\ \pi R^2 = \text{surface balayée par les pales} \quad [\text{m}^2] \\ t = \text{temps} \quad [\text{s}] \\ vt = \text{longueur de la colonne balayée par les pales} \\ \text{au cours d'un temps } t \quad [\text{m}] \end{array}$$

²² L'énergie théorique maximale (et par le fait même la puissance théorique maximale) est pratiquement impossible à atteindre. En effet, pour diverses raisons telle qu celle que le vent est non nul à la sortie des pales du rotor, une partie de l'énergie du vent ne peut être récupérée et transformée en énergie électrique. Le physicien allemand Beltz a fixé le rendement théorique maximal à 59% de l'énergie totale du vent Lafrance, G. (2007). Vivre après le pétrole, mission impossible?

En remplaçant les variables de la masse et du volume à l'intérieur de l'équation de l'énergie cinétique, il est possible de la réécrire ainsi :

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2} [\rho(\pi R^2 vt)] v^2 \\ &= \frac{1}{2} \pi \rho R^2 v^3 t \end{aligned}$$

Équation de la puissance :

L'équation de la puissance, qui est la dérivée de l'énergie par rapport au temps, se traduit donc dans l'équation suivante :

$$P = \frac{1}{2} \pi \rho R^2 v^3$$

la puissance est donc proportionnelle :

- ρ à la densité
- R^2 au carré du rayon des pales du rotor
- v^3 au cube de la vitesse du vent

Annexe B- Résumé des images RSO

date	Heure	Passage	Faisceaux	Cap Espoir	Gaspé A	Heat Point	Miscou Island	Grand Étang	East Point	St. Peters	Summerside	Stephenville	IdeM1	IdeM2
23 juin 2004	10:25	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X		X	
30 juin 2004	10:20	Desc	W1W2	X			X	X	X	X	X		X	
10 juil. 2004	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X		X	X	
24 juil. 2004	10:20	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
3 août 2004	10:28	Desc	W1W2	X			X	X	X	X	X		X	
10 août 2004	10:24	Desc	W1W2	X		X	X	X	X	X	X		X	
27 août 2004	10:28	Desc	W1W2	X		X	X	X	X	X	X	X	X	
20 sept. 2004	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
27 sept. 2004	10:24	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
14 oct. 2004	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X		
21 oct. 2004	10:24	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
7 nov. 2004	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X		
14 nov. 2004	10:24	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X		
21 nov. 2004	10:20	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X			
22 déc. 2004	10:16	Desc	W1W2W3S7	X	X		X	X	X	X	X	X	X	
12 juillet 2005	10:24	Desc	W1W2	X	X	X	X		X	X	X	X	X	
19 juillet 2005	10:20	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X		X	X	
12 août 2005	10:20	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X		X	X	
29 août 2005	10:24	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
22 sept. 2005	10:24	Desc	W1W2	X	X		X	X	X	X	X	X	X	
9 oct. 2005	10:28	Desc	W1W2	X	X								X	
16 oct. 2005	10:24	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
23 oct. 2005	10:20	Desc	W1W2	X		X	X	X	X	X	X		X	
2 nov. 2005	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
2 nov. 2005	21:49	Asc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
9 nov. 2005	10:24	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
9 nov. 2005	21:45	Asc	W1W2	X			X	X	X	X	X	X	X	X
12 nov. 2005	21:58	Asc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
16 nov. 2005	21:41	Asc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
19 nov. 2005	21:53	Asc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X

26 nov. 2005	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
26 nov. 2005	21:50	Asc	W1W2	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X
3 déc. 2005	10:24	Desc	W1W2	X		X	X		X	X	X		X	
3 déc. 2005	21:45	Asc	W1W2	X	X	X	X		X	X	X		X	X
6 déc. 2005	21:58	Asc	W1W2	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X
10 déc. 2005	10:19	Desc	W1W2	X	X	X	X		X	X	X	X	X	
13 déc. 2005	21:53	Asc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
20 déc. 2005	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
20 déc. 2005	21:50	Asc	W1W2	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X
27 déc. 2005	21:45	Asc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
19 avril 2006	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
19 avril 2006	21:50	Asc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
26 avril 2006	10:24	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
26 avril 2006	21:46	Asc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
13 mai 2006	21:50	Asc	W1W2	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X
20 mai 2006	21:46	Asc	W1W2	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X
27 mai 2006	21:41	Asc	W1W2	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X
6 juin 2006	10:28	Desc	W1W2	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X
6 juin 2006	21:50	Asc	W1W2	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X
13 juin 2006	10:24	Desc	W1W2	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X
13 juin 2006	21:46	Asc	W1W2	X	X	X			X	X	X	X	X	X
20 juin 2006	10:20	Desc	W1W2		X	X	X		X	X	X	X	X	X
30 juin 2006	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
14 juil. 2006	10:20	Desc	W1W2	X		X	X	X	X		X	X	X	X
24 juil. 2006	10:28	Desc	W1W2	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X
31 juil. 2006	10:24	Desc	W1W2	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X
7 août 2006	10:20	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
10 août 2006	21:54	Asc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
17 août 2006	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
3 sept. 2006	21:54	Asc	W1W2	X	X	X	X	X			X	X	X	X
10 sept. 2006	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
17 sept. 2006	21:46	Asc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
24 sept. 2006	10:20	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
4 oct.2006	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X
4 oct.2006	21:50	Asc	W1W2	X	X	X	X		X	X	X	X	X	

11 oct.2006	10:24	Desc	W1W2	X		X	X		X	X	X	X	X	X
11 oct.2006	21:46	Asc	W1W2	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X
18 oct.2006	10:20	Desc	W1W2	X		X	X	X	X	X	X	X	X	
28 oct. 2006	21:50	Asc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
21 nov. 2006	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
12 déc. 2006	10:16	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
19 déc. 2006	10:11	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
5 mai 2007	10:16	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
8 mai 2007	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
12 mai 2007	10:11	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
1 juin 2007	10:28	Desc	W1W2	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X
5 juin 2007	10:11	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
22 juin 2007	10:16	Desc	W1W2	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X
25 juin 2007	10:28	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
29 juin 2007	10:11	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
9 juil. 2007	10:19.	Desc	W1W2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X

Annexe C - Sensibilité Relative de la densité de puissance

Influence de la variation des paramètres sur la densité de puissance disponible :

Rappel Éq de densité de puissance :

$$E = \left\langle \frac{P_a}{S} \right\rangle = \frac{1}{2} \rho A^3 \Gamma\left(1 + \frac{3}{k}\right)$$

Sensibilité relative par rapport au paramètre d'échelle :

$$\frac{\partial E}{\partial A} * A = \frac{3}{2} \rho A^2 \Gamma\left(1 + \frac{3}{k}\right) * A$$

$$\frac{\partial E}{\partial A} * A = \frac{3}{2} \rho A^3 \Gamma\left(1 + \frac{3}{k}\right)$$

Sensibilité relative par rapport au paramètre de forme :

$$\frac{\partial E}{\partial K} * K = \frac{-3\rho A^3}{2K^2} \Gamma\left(1 + \frac{3}{K}\right) \psi_0\left(1 + \frac{3}{K}\right) * K$$

$$\frac{\partial E}{\partial K} * K = \frac{-3\rho A^3}{2K} \Gamma\left(1 + \frac{3}{K}\right) \psi_0\left(1 + \frac{3}{K}\right)$$

Où ψ_0 est la fonction polygamma.

La sensibilité relative de la densité de puissance par rapport au paramètre d'échelle et par rapport au paramètre de forme peut s'écrire ainsi :

$$\frac{S_A}{S_K} = \frac{\frac{3}{2} \rho A^3 \Gamma\left(1 + \frac{3}{k}\right)}{\frac{-3\rho A^3}{2K} \Gamma\left(1 + \frac{3}{K}\right) \psi_0\left(1 + \frac{3}{K}\right)}$$

Le graphique de S_A/S_K (figure 34) démontre qu'excepté pour un paramètre K inférieur à 1.26, la densité de puissance est plus sensible au paramètre d'échelle qu'au paramètre de forme.

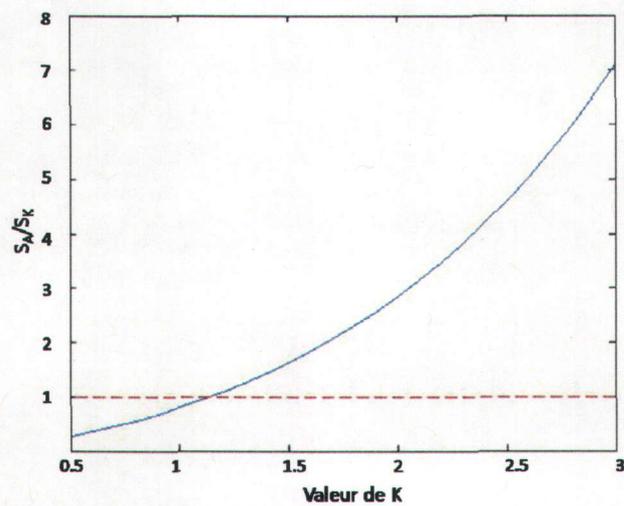


figure 34 Rapport de la sensibilité relative de la densité de puissance par rapport à A et à K, selon la valeur de K.

Annexe D - Résidus des régressions linéaires

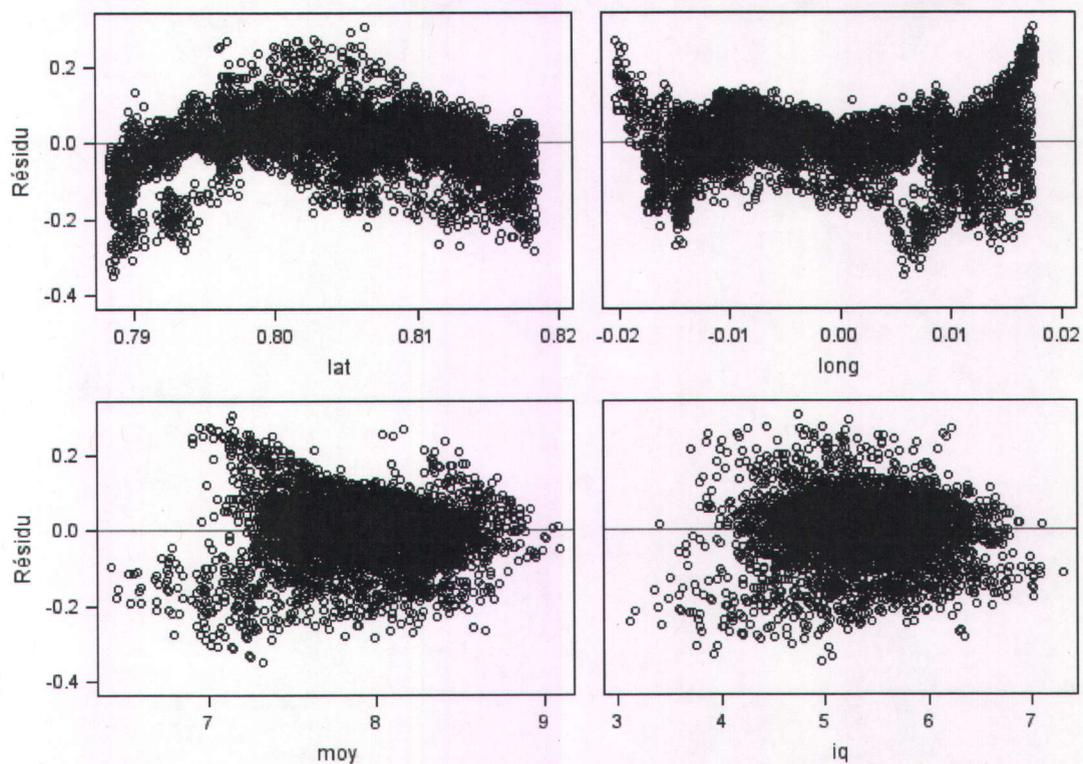


figure 35 Résidus de la régression de la variable A selon les variables endogènes X, Y, moyenne RSO (moy) et intervalle interquartiles RSO (iq)

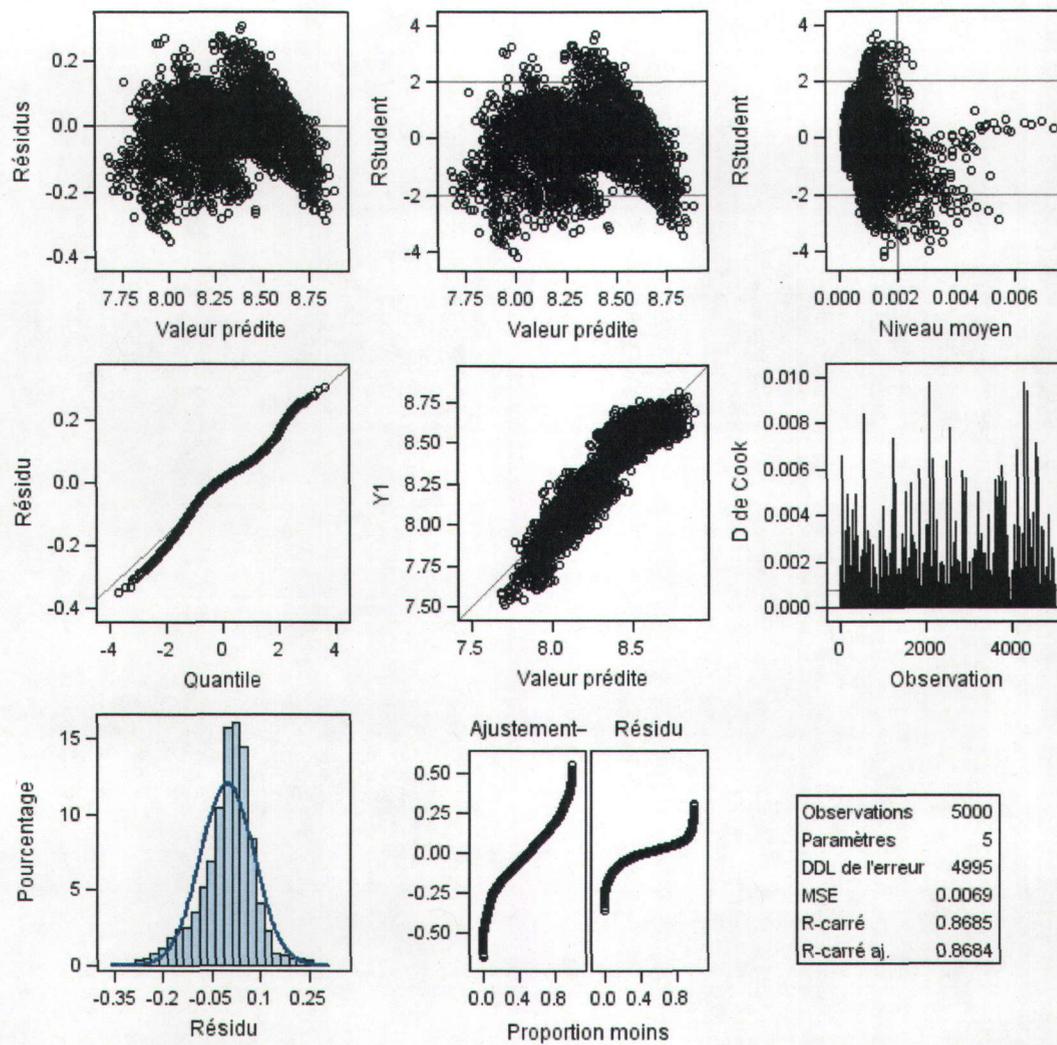


figure 36 Diagnostiques de la régression de la variable A selon les variables endogènes X, Y, moyenne RSO et intervalle interquartile RSO

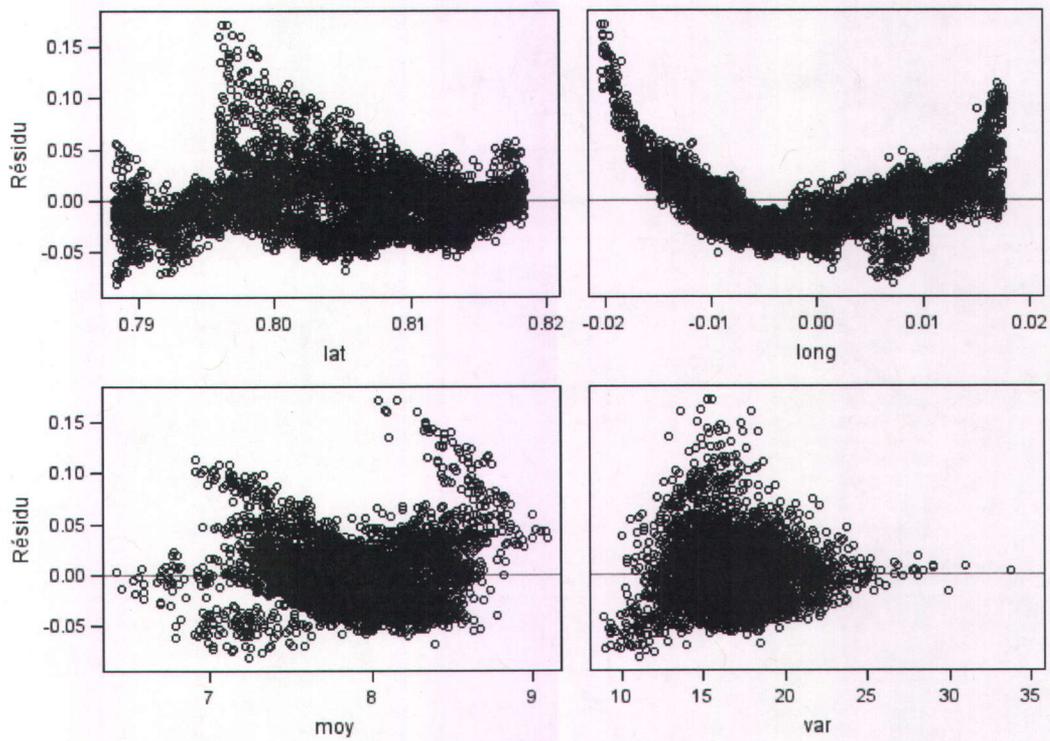


figure 37 Résidus de la régression de la variable K selon les variables endogènes X, Y, moyenne RSO et variance RSO

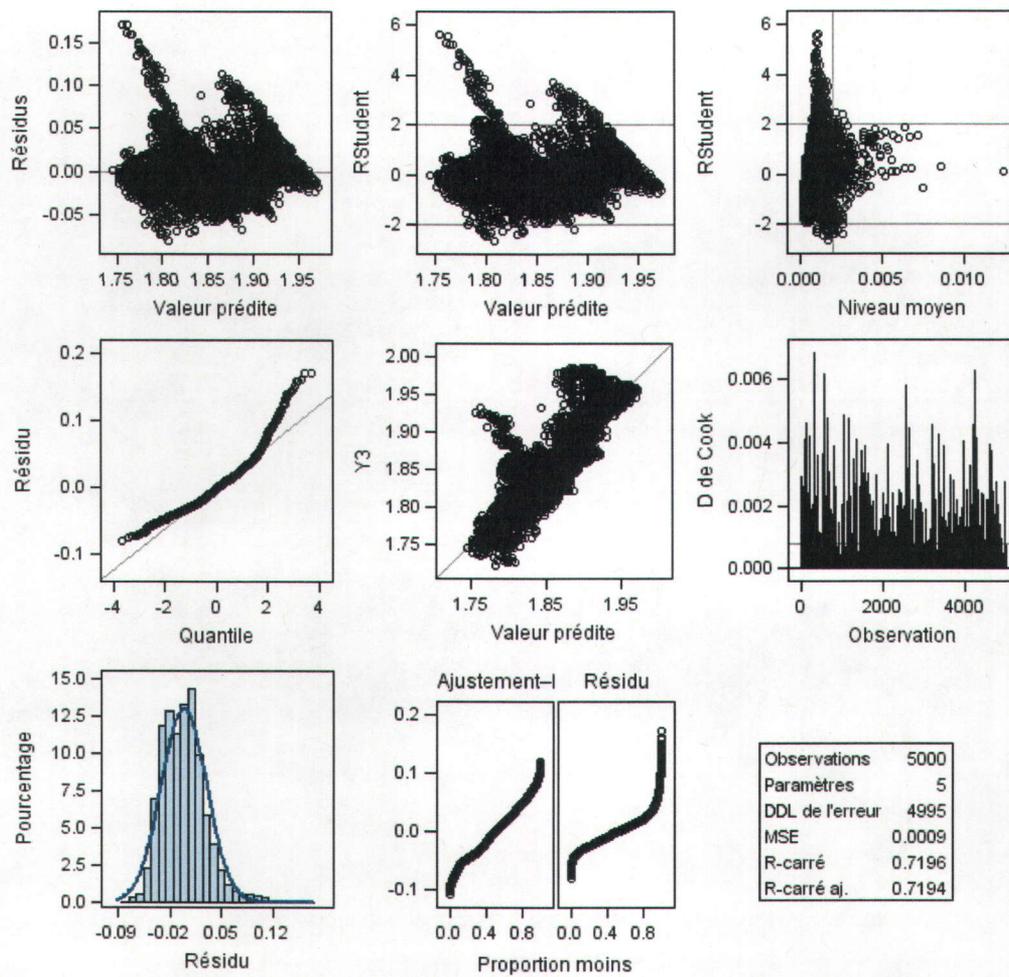


figure 38 Diagnostiques de la régression de la variable K selon les variables endogènes X, Y, moyenne RSO et variance RSO

Chapitre 6. **Bibliographie**

- American Wind Energy Association (2009). Annual Wind Report, year ending 2008. Washington, DC: 32.
- Ayotte, K. W., R. J. Davy and P. A. Coppin (2001). "A simple temporal and spatial analysis of flow in complex terrain in the context of wind energy modelling." Boundary-Layer Meteorology **98**(2): 275-295.
- Barthelmie, R. J. and S. C. Pryor (2003). "Can satellite sampling of offshore wind speeds realistically represent wind speed distributions?" Journal of Applied Meteorology **42**(1): 83-94.
- Beaucage, P. (2008). Évaluation des vents de surface en milieu côtier à partir de l'imagerie satellite radar à synthèse d'ouverture et de modèle de prévision météorologique. Sciences de l'Énergie, Matériaux et des Télécommunications. Varennes, INRS. **Ph.D.**: 188.
- Beaucage, P., A. Glazer, J. Choissard, W. Yu, M. Bernier, R. Benoit and G. Lafrance (2007). "Wind assessment in a coastal environment using synthetic aperture radar satellite imagery and a numerical weather prediction model." Canadian Journal of Remote Sensing **33**(5): 368-377.
- Beaucage, P., A. Glazer, J. Choissard, W. Yu, M. Bernier, R. Benoît and G. Lafrance (2007). "Wind Assessment in a Coastal Environment Using the Synthetic Aperture Radar Satellite Imagery and a Numerical Weather Prediction Model." Canadian journal of Remote Sensing.
- Beaucage, P., G. Lafrance, J. Lafrance, J. Choissard and M. Bernier (2008). "A new strategic sampling using synthetic aperture radar satellite data for offshore wind assessment." soumis au Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics.
- Bechrakis, D. A., J. P. Deane and E. J. McKeogh (2004). "Wind resource assessment of an area using short term data correlated to a long term data set." Solar Energy **76**(6): 725-732.
- Bélisle, C. (2004). Probabilités pour Ingénieurs. Québec, Université Laval.
- Ben Ticha, M. B. (2007). Fusion de données satellitaires pour la cartographie du potentiel éolien offshore. CEP - Centre Énergétique et Procédés. Paris, École des Mines. **PhD**: 138.
- Bernier, J., E. Parent and J.-J. Boreux (2000). Statistique pour l'environnement: Traitement bayésien de l'incertitude Paris, Editions Tec & Doc.

- Bourassa, M. A., D. M. Legler, J. J. O'Brien and S. R. Smith (2003). "SeaWinds validation with research vessels." Journal of Geophysical Research C: Oceans **108**(2): 1-1.
- Bourassa, M. A. Equivalent Neutral Wind. Tutorial at:
www.coaps.fsu.edu/~bourassa/scat_html/forcing_tut/forcing_tutorial.shtml Tallahassee,
 Center for Ocean-Atmosphere Prediction Study-Florida State University.
- Bowen, A. J. and N. G. Mortensen (1996). "Exploring the limits of the wind atlas analysis and application program." Proceedings European Wind Energy Conference: 584-587.
- Brett, A. C. and S. E. Tuller (1991). "The autocorrelation of hourly wind speed observations." Journal of Applied Meteorology **30**(6): 823-833.
- Canadian Hydrographic, S., J. S. Warren, R. P. Farmer and C. Service hydrographique du (1990). Bay of Fundy to Gulf of St. Lawrence, bathymetry. Ottawa, Canadian Hydrographic Service: ma.
- CANWEA (2008). "2025, La force du vent."
- Carta, J. A., P. Ram rez and S. Vel zquez (2009). "A review of wind speed probability distributions used in wind energy analysis. Case studies in the Canary Islands." Renewable and Sustainable Energy Reviews **13**(5): 933-955.
- Celik, A. N. (2004). "A statistical analysis of wind power density based on the Weibull and Rayleigh models at the southern region of Turkey." Renewable Energy **29**(4): 593-604.
- Chelton, D. B. and M. H. Freilich (2005). "Scatterometer-based assessment of 10-m wind analyses from the operational ECMWF and NCEP numerical weather prediction models." Monthly Weather Review **133**(2): 409-429.
- Choisnard, J. (2004). Cartographie du vent en r gion c ti re par image RSO (Radar   Synth se d'Ouverture) de RADARSAT-1: cas du golfe du Saint-Laurent. Sciences de l' nergie et des Mat riaux, INRS-EMT. **Ph.D.**: 211.
- Choisnard, J., G. Lafrance and M. Bernier (2004). "SAR-Satellite for offshore and coastal wind resource analysis, with examples from St. Lawrence Gulf, Canada." Wind Engineering **28**(4): 367-382.
- Choisnard, J., G. Lafrance and M. Bernier (2004). "SAR-Satellite for offshore and coastal wind resource analysis, with examples from St. Lawrence Gulf, Canada." Wind Engineering(28): 16.
- Christiansen, M. B., W. Koch, J. Horstmann, C. B. Hasager and M. Nielsen (2006). "Wind resource assessment from C-band SAR." Remote Sensing of Environment **105**(1): 68-81.

- Conradsen, K., L. B. Nielsen and L. P. Prahm (1984). "Review of Weibull statistics for estimation of wind speed distributions." Journal of Climate & Applied Meteorology **23**(8): 1173-1183.
- Contreras, R. F. and W. J. Plant (2006). "Surface effect of rain on microwave backscatter from the ocean: Measurements and modeling." Journal of Geophysical Research C: Oceans **111**(8).
- Corotis, R. B., A. B. Sigl and M. P. Cohen (1977). "VARIANCE ANALYSIS OF WIND CHARACTERISTICS FOR ENERGY CONVERSION." Journal of Applied Meteorology **16**(11): 1149-1157.
- Danielson, R. E., M. Dowd and H. Ritchie (2008). "Objective analysis of marine winds with the benefit of the Radarsat-1 synthetic aperture radar: A nonlinear regression framework." Journal of Geophysical Research-Oceans **113**(C5).
- Duchesne, T. (2010). Théorie et applications des méthodes de régression, notes de cours. Québec.
- Ebuchi, N., H. C. Graber and M. J. Caruso (2002). "Evaluation of wind vectors observed by QuikSCAT/SeaWinds using ocean buoy data." Journal of Atmospheric and Oceanic Technology **19**(12): 2049-2062.
- Efron, B. (2003). "Second Thoughts on the Bootstrap." Statistical Science **18**(2): 135-140.
- El Adlouni, S., T. Ouarda, X. Zhang, R. Roy and B. Bobee (2007). "Generalized maximum likelihood estimators for the nonstationary generalized extreme value model." WATER RESOURCES RESEARCH **43**(3).
- GWEC (2008). Global Wind 2007 Report. Bruxelles, Global Wind Energy Council: 72.
- Hasager, C. B., E. Dellwick, M. Nielsen and B. R. Furevik (2004). "Validation of ERS-2 SAR offshore wind-speed map in the North Sea." International Journal of Remote Sensing(25): 25.
- Hasager, C. B., A. Pena, M. B. Christiansen, P. Astrup, M. Nielsen, F. Monaldo, D. Thompson and P. Nielsen (2008). "Remote Sensing Observation Used in Offshore Wind Energy." Ieee Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing **1**(1): 67-79.
- Hastings, W. K. (1970). "Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications." Biometrika **57**(1): 97-109.
- Hélimax Énergie inc. (2004). Étude sur l'évaluation du potentiel éolien, de son prix de revient et des retombées économiques pouvant en découler au Québec. Montreal, Hélimax Énergie inc.

- Hersbach, H. (2010). "Comparison of C-Band scatterometer CMOD5.N equivalent neutral winds with ECMWF." Journal of Atmospheric and Oceanic Technology **27**(4): 721-736.
- Hersbach, H., A. Stoffelen and S. de Haan (2007). "An improved C-band scatterometer ocean geophysical model function: CMOD5." Journal of Geophysical Research-Oceans **112**(C3).
- Huddleston, J. N. and B. W. Stiles (2000). Multidimensional histogram rain-flagging technique for SeaWinds on QuikSCAT. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS).
- Jamil, M., S. Parsa and M. Majidi (1995). "Wind power statistics and an evaluation of wind energy density." Renewable Energy **6**(5-6): 623-628.
- Jaramillo, O. A. and M. A. Borja (2004). "Wind speed analysis in La Ventosa, Mexico: A bimodal probability distribution case." Renewable Energy **29**(10): 1613-1630.
- Johannessen, J. A. (2000). "Coastal observing systems: The role of synthetic aperture radar." Johns Hopkins Apl Technical Digest **21**(1): 41-48.
- Justus, C. G., W. R. Hargraves, A. Mikhail and D. Graber (1978). "Methods for estimating wind speed frequency distributions." J. APPL. METEOROL. **17**(3 , Mar. 1978): 350-353.
- Kalnay, E., M. Kanamitsu, R. Kistler, W. Collins, D. Deaven, L. Gandin, M. Iredell, S. Saha, G. White, J. Woollen, Y. Zhu, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, W. Higgins, J. Janowiak, K. C. Mo, C. Ropelewski, J. Wang, A. Leetmaa, R. Reynolds, R. Jenne and D. Joseph (1996). "The NCEP/NCAR 40-year reanalysis project." Bulletin of the American Meteorological Society **77**(3): 437-471.
- Kolstad, E. W. (2008). "A QuikSCAT climatology of ocean surface winds in the Nordic seas: Identification of features and comparison with the NCEP/NCAR reanalysis." JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH-ATMOSPHERES **113**(D11).
- Lafrance, G. (2007). Vivre après le pétrole, mission impossible?
- Landberg, L., L. Myllerup, O. Rathmann, E. L. Petersen, B. H. Jorgensen, J. Badger and N. G. Mortensen (2003). "Wind resource estimation - An overview." Wind Energy **6**(3): 261-271.
- Liu, W. T. and W. Tang (1996). "Equivalent neutral wind." JPL publications **96**(17): 20.
- Liu, W. T., W. Q. Tang and X. S. Xie (2008). "Wind power distribution over the ocean." Geophysical Research Letters **35**(13): 6.
- Long, D. G. (2002). "High resolution wind retrieval from SeaWinds." International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) **2**: 751-753.

- Long, D. G., J. B. Luke and W. Plant (2003). "Ultra High Resolution Wind Retrieval for Sea Winds." International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 2: 1264-1266.
- McCandless, S. W. J. and C. R. Jackson (2005). Principle of Synthetic Aperture Radar. Synthetic Aperture Radar Marine User's Manual. J. Christopher R, John R. Apel, Commerce Dept., NOAA, National Environmental Satellite, Data, and Information Service, Office of Research and Applications: 474.
- Metropolis, N., A. W. Rosenbluth, M. N. Rosenbluth, A. H. Teller and E. Teller (1953). "Equation of state calculations by fast computing machines." The Journal of Chemical Physics **21**(6): 1087-1092.
- Meylan, P., A.-C. Favre and A. Musy (2008). Hydrologie fréquentielle: Une science prédictive. Montréal, Presses internationales polytechniques
- Monaldo, F. M. (2005). Wind Speed and Direction. Synthetic Aperture Radar Marine User's Manual. J. Christopher R, John R. Apel, Commerce Dept., NOAA, National Environmental Satellite, Data, and Information Service, Office of Research and Applications: 474.
- Monaldo, F. M., D. R. Thompson, W. G. Pichel and P. Clemente-Colon (2004). "A systematic comparison of QuikSCAT and SAR ocean surface wind speeds." Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing **42**(2): 283-291.
- Monaldo, F. M., D. R. Thompson, W. G. Pichel and P. Clemente-Colon (2004). "A systematic comparison of QuikSCAT and SAR ocean surface wind speeds." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing(42): 9.
- Motta, M., R. J. Barthelmie and P. V. A. Lund (2005). "The influence of non-logarithmic wind speed profiles on potential power output at danish offshore sites." Wind Energy **8**(2): 219-236.
- Owen, M. P. and D. G. Long (2009). "Land-Contamination Compensation for QuikSCAT Near-Coastal Wind Retrieval." Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing **47**(3): 839-850.
- Parent, É. and J. Bernier (2007). Le raisonnement bayésien: modélisation et inférence. Paris.
- Pavia, E. G. and J. J. O'Brien (1986). "Weibull statistics of wind speed over the ocean." Journal of Climate & Applied Meteorology **25**(10): 1324-1332.
- Perry, K. L. (2000). SeaWinds on QuikSCAT Level 3 Daily, Gridded Ocean Wind Vectors (JPL SeaWinds Project). Pasadena, PO.DAAC.

- Petersen, E. L., I. Troen, S. Frandsen and K. Hedegaard (1981). "Windatlas for Denmark. A rational method of wind siting."
- Pickett, M. H., W. Tang, L. K. Rosenfeld and C. H. Wash (2003). "QuikSCAT satellite comparisons with nearshore buoy wind data off the U.S. West Coast." Journal of Atmospheric and Oceanic Technology **20**(12): 1869-1879.
- Pimenta, F., W. Kempton and R. Garvine (2008). "Combining meteorological stations and satellite data to evaluate the offshore wind power resource of southeastern Brazil." Renewable Energy **33**(11): 2375-2387.
- Pryor, S. C., M. Nielsen, R. J. Barthelmie and J. Mann (2004). "Can satellite sampling of offshore wind speeds realistically represent wind speed distributions? Part II: Quantifying uncertainties associated with distribution fitting methods." Journal of Applied Meteorology **43**(5): 739-750.
- Radarsat International (1995). RADARSAT Illuminated.
- Ramirez, P. and J. A. Carta (2005). "Influence of the data sampling interval in the estimation of the parameters of the Weibull wind speed probability density distribution: a case study." Energy Conversion and Management **46**(15-16): 2419-2438.
- Ramirez, P. and J. A. Carta (2006). "The use of wind probability distributions derived from the maximum entropy principle in the analysis of wind energy. A case study." Energy Conversion and Management **47**(15-16): 2564-2577.
- Ricard, B., G. Lafrance and M. Bernier (2005). "Relations statistiques entre les mesures de vents in situ et les estimés par images RSO de RDARSAT-1." Canadian Remote Sensing.
- Rogers, A. L., J. W. Rogers and J. F. Manwell (2005). "Comparison of the performance of four measure-correlate-predict algorithms." Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics **93**(3): 243-264.
- Sempreviva, A. M., R. J. Barthelmie and S. C. Pryor (2008). "Review of methodologies for offshore wind resource assessment in European seas." Surveys in Geophysics **29**(6): 471-497.
- Suárez, J. C., B. A. Gardiner and C. P. Quine (1999). "A comparison of three methods for predicting wind speeds in complex forested terrain." Meteorological Applications **6**(4): 329-342.
- Takle, E. S. and J. M. Brown (1978). "Note on the use of Weibull statistics to characterize wind speed data." J. APPL. METEOROL. **17**(4 , Apr. 1978): 556-559.
- Tang, W., W. T. Liu and B. W. Stiles (2004). "Evaluation of high-resolution ocean surface vector winds measured by QuikSCAT scatterometer in coastal regions." Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing **42**(8): 1762-1769.

- Troen, I. and E. L. Petersen (1989). European Wind Atlas. Roskilde, Riso National Laboratory.
- Tuller, S. E. and A. C. Brett (1984). "The characteristics of wind velocity that favor the fitting of a Weibull distribution in wind speed analysis." Journal of Climate & Applied Meteorology **23**(1): 124-134.
- Ulaby, F. T., R. K. Moore and A. K. Fung (1981). Microwave Remote Sensing: Active and Passive, Addison Wesley Pub. Co.
- Vachon, P. W. and F. W. Dobson (1996). "Validation of Wind Vector Retrieval from ERS-1 SAR Images over the Ocean." The Global Atmosphere and Ocean System **5**: 11.
- Vachon, P. W. and F. W. Dobson (2000). "Wind retrieval from RADARSAT SAR images: Selection of a suitable C-band HH polarization wind retrieval model." Canadian Journal of Remote Sensing **26**(4): 306-313.
- Weissman, D. E., M. A. Bourassa and J. Tongue (2002). "Effects of rain rate and wind magnitude on SeaWinds scatterometer wind speed errors." Journal of Atmospheric and Oceanic Technology **19**(5): 738-746.

