

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

Estimation de la taille du substrat et de la profondeur d'une rivière à partir d'images aériennes à haute résolution

Par
VÉRONIQUE TREMBLAY

Mémoire présenté dans le cadre du programme de maîtrise en sciences de l'eau
pour l'obtention du grade de Maître ès sciences (M.Sc.)

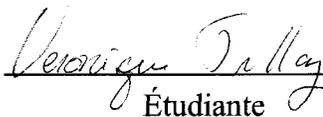
Jury d'évaluation

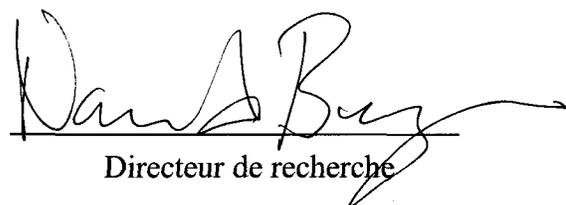
Directeur de recherche:	Normand Bergeron INRS-ETE
Examineur interne:	Karem Chokmani INRS-ETE
Examineur externe:	Hervey Piégay Université Lyon 3

Résumé

L'imagerie aérienne, parce qu'elle permet d'acquérir une grande quantité d'information sur de vastes superficies, a le potentiel de devenir un outil fort utile en écologie des rivières. Le problème, toutefois, est d'en extraire l'information désirée. L'objectif de ce mémoire est d'estimer la taille du substrat et la profondeur de l'eau à partir d'images aériennes haute résolution de la rivière Dartmouth. La méthode d'extraction de la taille du substrat utilise l'analyse de texture alors que l'extraction de la profondeur est basée sur l'intensité spectrale. Sur la berge, la taille du substrat a été estimée avec une précision d'environ 24 mm. Il n'a par contre pas été possible d'obtenir une estimation satisfaisante de la taille du substrat immergé. La profondeur a été estimée avec une précision d'une dizaine de centimètres. Le travail a en outre mis en évidence les problèmes liés au transfert d'un modèle d'une image à l'autre.

Mots clés : Rivière, profondeur, substrat, télédétection, habitat du saumon.


Étudiante


Directeur de recherche

Abstract

Remote sensing, which provides information on physical variables over large scale, is a promising tool to study rivers' habitat. The aim of this thesis is to estimate the substrate size and the water depth by using high resolution true color images. Substrate size was estimated using image texture analysis while water depth was estimated directly from the intensity. Results show that it is possible to estimate substrate size on the river bank with a precision of 24 mm. However, the estimation of the substrate size on submerged sections of the river was unsuccessful. With a brightness correction, water depth was estimated with a precision of about 10 centimeters. This thesis also shows the difficulty of transferring a model from an image to another.

Remerciements

Je souhaite en premier lieu remercier mon conjoint, Frédéric Legendre, qui comprend si bien tout et qui a su me motiver et m'appuyer tout au long de ma maîtrise comme nul autre n'aurait pu le faire. Je souhaite aussi remercier les étudiants de la maîtrise en sciences de l'eau (Audrey, Joanie, Jonathan, Vincent, Thomas-Charles et j'en passe) avec qui j'ai eu maintes discussions enrichissantes ou réconfortantes sur ma recherche, sur la recherche en général et sur les difficultés de la maîtrise. Je pense plus particulièrement à Jonathan Jalbert qui, en plus de me supporter comme coéquipière et de me soutenir moralement tout au long de mon cheminement de maîtrise, a contribué à mon mémoire, notamment par son expertise en physique, en statistiques et en langage Matlab.

Dans le cadre de ma maîtrise, j'ai eu la chance d'effectuer un séjour de deux mois à l'université de Durham, en Angleterre. J'y ai été accueillie par Patrice Carbonneau, qui m'a transmis les rudiments du traitement d'image. Je le remercie de m'avoir accueillie et encadrée pendant ce séjour. Je remercie aussi les étudiants de l'université de Durham, plus particulièrement Robert W. Dunford et David G. Milledge, pour leur accueil.

J'aimerais aussi en profiter pour remercier M. Christian Genest, professeur de statistiques à l'Université Laval, pour la qualité de son enseignement dans le cours sur la régression. Les apprentissages de ce cours m'ont été d'une aide précieuse dans la réalisation de mon mémoire. Merci aussi à Karem Chokmani et Hervey Piéguay d'avoir accepté d'agir à titre d'examineurs interne et externe. Merci à eux ainsi qu'à mon directeur de recherche, Normand Bergeron, pour leurs commentaires.

La réalisation d'une maîtrise est grandement facilitée par un soutien financier adéquat. À cet effet, je tiens à remercier le CRSNG pour m'avoir octroyé une bourse de maîtrise ainsi que l'INRS et le Ministère de l'Éducation du Québec pour la bourse qui m'a permis d'aller en Angleterre. Enfin, j'en profite pour remercier le Ministère de l'Éducation du Québec, qui offre aux Québécois un système d'éducation accessible à tous, sans lequel il m'aurait été impossible d'effectuer des études universitaires.

*« Vouloir nous brûle et pouvoir nous
détruit ; mais savoir laisse notre faible
organisation dans un perpétuel état de
calme. »*

Honoré de Balzac, La peau de chagrin.

Table des matières

Résumé	iii
Abstract	v
Remerciements	vii
Liste des figures	xviii
Liste des tableaux	xix
I Introduction	1
1 Problématique et pertinence du sujet	3
1.1 Objectifs	8
1.2 Structure du mémoire	9
II Estimation de la taille du substrat	11
2 Estimation de la taille du substrat : cadre théorique et objectifs	13
2.1 Géomorphologie et maillon sédimentaire	13
2.2 Importance du substrat pour le saumon	18
2.3 Le traitement numérique des images par analyse de texture	19
2.4 Les travaux antérieurs	26
2.5 Objectif	28
3 Estimation de la taille du substrat : cadre expérimental	29
3.1 La rivière Dartmouth	29
3.2 Les images aériennes	31
3.3 Données de calibration	31
3.4 Méthode pour l'estimation de la taille du D_{50} à partir des images aériennes	34
3.4.1 Calibration du modèle	34
3.4.2 Validation	36

3.5	Transférabilité du modèle d'une image à l'autre	36
3.6	Application à l'échelle du maillon sédimentaire	37
4	Résultats de l'estimation de la taille du substrat	39
4.1	Substrat sec	39
4.1.1	Élaboration du modèle pour l'estimation de la taille du D_{50}	39
4.1.2	Transférabilité du modèle d'une image à l'autre	41
4.1.3	Application à l'échelle du maillon sédimentaire	45
4.2	Substrat mouillé	48
5	Discussion sur l'estimation de la taille du substrat	49
5.1	Seuils et limites du modèle	50
5.1.1	Une limite inférieure	50
5.1.2	Une limite supérieure	50
5.1.3	Une limite majeure : le lit mouillé	51
5.2	Discussion des aspects méthodologiques	51
5.3	Comparaison avec les travaux antérieurs	54
5.4	Sur la transférabilité aux autres images	55
5.5	Sur l'utilité et le potentiel de la méthode	56
III	Estimation de la profondeur de la rivière	59
6	Estimation de la hauteur d'eau : cadre théorique et objectifs	61
6.1	Problématique spécifique et travaux antérieurs	61
6.2	Imagerie aérienne et estimation de la profondeur	63
6.2.1	Les ondes électromagnétiques et l'environnement physique des rivières	63
6.2.2	Plateformes, capteurs et photographies numériques aériennes	68
6.2.3	Estimation de la profondeur d'eau à partir de capteurs passifs	72
6.3	Objectifs	76
7	Estimation de la hauteur d'eau : cadre expérimental	79
7.1	Site	79
7.2	Données	80
7.2.1	Mesures au sol	80
7.2.2	Images	80
7.3	Prétraitement des images	81
7.3.1	La classification et le géoréférencement	81
7.3.2	Lissage	82
7.3.3	Correction de l'intensité lumineuse	82
7.4	Calibration et validation	85

7.4.1	Élaboration d'un modèle propre à chaque image	86
7.4.2	Élaboration d'un modèle commun	87
8	Résultats de l'estimation de la hauteur d'eau	89
8.1	Lissage	89
8.2	Modèle propre à chaque image	94
8.3	Correction de l'intensité lumineuse	96
8.3.1	Méthode 1 : translation de l'histogramme d'intensité lumineuse à partir de la zone de recouvrement entre deux images	96
8.3.2	Méthode 2 : translation de l'histogramme d'intensité lumineuse par rapport au q_{95}	99
8.4	Modèle commun	102
9	Discussion sur l'estimation de la hauteur d'eau	107
9.1	Le lissage	107
9.2	Le modèle propre à chaque image	108
9.3	La correction de l'intensité lumineuse	109
9.4	Modèle commun	110
9.5	Comparaison avec les travaux antérieurs	110
9.6	Limites des modèles d'estimation de la profondeur	113
9.7	Utilisation et potentiel	113
IV	Conclusion	115
10	Conclusion	117
	Références	121
A	Localisation des sites	129
B	Classification des images	131

Table des figures

1.1	Schématisation du cycle de vie du saumon. Figure modifiée du Ministère des Pêches et Océans du Canada (MPO, 2009)	4
1.2	Schéma de la modélisation des habitats fluviaux. La figure est largement inspirée de Parasiewicz et Dunbar (2001).	5
1.3	Densité de tacons ou d'alevins en fonction de l'indice de qualité d'habitat sur les rivières Saint-Jean et Bec-Scie. On remarque le faible pourcentage de la variance (r^2) expliqué par les modèles locaux et régionaux. Figure tirée de Hedger <i>et al.</i> (2004).	6
1.4	Localisation de la rivière Dartmouth, péninsule gaspésienne, Québec.	9
2.1	Les différents types de chenaux observés dans une rivière à lit de gravier. Tirée de Ressources naturelles Canada (RNC, 2008)	14
2.2	Les seuils et les mouilles. a) Profil longitudinal d'une séquence de seuils et de mouilles. b) Profil en plan d'une séquence de seuils et mouilles dans un chenal sinueux.	15
2.3	Le maillon sédimentaire. a) Succession des maillons sédimentaires le long d'une rivière. b) Les différentes zones d'un maillon sédimentaire. c) Exemple des types de chenaux retrouvés le long d'un maillon sédimentaire.	16
2.4	Exemple de construction d'une matrice de cooccurrence des niveaux de gris (MCNG) aux angles (θ) de 0° , 45° , 90° et 135° et pour un rayon (r) de 1 pixel. L'image initiale contient 3 niveaux de gris et la fenêtre d'auscultation a une dimension de 3x3 pixels.	21
2.5	Exemple de semi-variogrammes construits à partir d'images aériennes. Chaque ligne correspond au semi-variogramme d'une classe granulométrique. Tiré de Verdu <i>et al.</i> (2005).	23
2.6	Exemple de construction d'une image texturale d'entropie. a) Extraction d'une fenêtre d'auscultation et construction de la MCNG (voir figure 2.4). b) Calcul de l'indice d'entropie. c) Attribution de l'indice au(x) pixel(s) correspondant(s).	25
2.7	Illustration de la texture de deux différents types de substrat.	26

3.1	Lien sédimentaire de la rivière Dartmouth. La figure est tirée de Kim (2009). Les différentes zones du maillon sédimentaire, l'étendue de la couverture des images aériennes et la localisation des sites de calibration DM2 et DM3 par rapport au maillon sédimentaire délimité par Kim (2009) sont identifiés par les abréviations dm3 et dm2. Les galets ont été mesurés dans les sections les plus grossières de chaque site.	30
3.2	Site de calibration DM2 et position des parcelles utilisées pour la calibration.	32
3.3	Site de calibration DM3 et position des parcelles utilisées pour la calibration.	32
3.4	Exemple de photographie au sol. Les mesures sont prises aux intersections du quadrillage blanc.	33
3.5	Lithologie et choix de l'image monochrome	35
4.1	Calibration des deux sites combinés, données complètes. Données (+), droite de régression (-) et intervalle de prédiction à 95% (- -).	41
4.2	Visualisation des données du site DM2 et vérification de la linéarité de la relation.	42
4.3	Analyse des résidus, données complètes. a) Distribution des résidus. b) Variance des résidus en fonction de l'entropie. c) Variance des résidus en fonction du D_{50} . On remarque la forme en cône des graphiques b et c, qui indique un problème d'homoscédasticité.	42
4.4	Calibration des deux sites combinés, données supérieures à 30 mm. Données (+), droite de régression (-) et intervalle de prédiction à 95% (- -).	43
4.5	Analyse des résidus, données supérieures à 30 mm. a) Distribution des résidus. b) Variance des résidus en fonction de l'entropie. c) Variance des résidus en fonction du D_{50}	43
4.6	Calibration des deux sites, pris séparément. Données (+) et droite de régression (-).	44
4.7	Variation de l'indice d'entropie (a) et de l'altitude de l'avion (b) le long de la rivière. Les points encerclés en bleu correspondent aux colonnes d'erreurs. Les sauts d'altitude correspondent à plusieurs passages de l'avion au même endroit.	46
4.8	Variation du D_{50} estimé le long de la zone d'affinement du dernier lien sédimentaire.	47
4.9	Variation du D_{50} estimé le long de la zone d'affinement du dernier lien sédimentaire, échelle logarithmique.	47
4.10	Calibration sur le lit mouillé. Données (+), droite de régression (-) et intervalle de prédiction à 95% (- -).	48

6.1	Absorbance de l'eau en fonction des longueurs d'onde.	64
6.2	Interaction entre les rayons lumineux et l'environnement des rivières. R : rayons réfléchis qui atteignent le capteur ; D : rayons réfléchis qui n'atteignent pas le capteur et A : rayons absorbés.	66
6.3	Signature spectrale de l'eau de différentes profondeurs, pour un substrat et une turbidité donnés. Traduit de Legleiter <i>et al.</i> (2004).	67
6.4	Signature spectrale de l'eau de différentes turbidités, pour une profondeur et un substrat donnés. Traduit de Legleiter <i>et al.</i> (2004).	68
6.5	Signature spectrale de différents substrats, pour une profondeur et une turbidité donnée. Traduit de Legleiter <i>et al.</i> (2004)	69
6.6	Illustration d'un saut de luminosité.	77
7.1	Position des points utilisés pour la calibration.	81
7.2	Méthode de correction de l'intensité lumineuse : translation de l'histo- gramme à partir d'une zone de recouvrement. a) Zone de recouvrement. b) Isolation des pixels à la fois dans l'eau et dans la zone de recouvrement pour les deux images. c) Calcul des moyennes et translation du deuxième histogramme.	84
7.3	Correction de l'intensité lumineuse : illustration de l'effet de la translation par rapport au q_{95} sur l'histogramme de l'intensité lumineuse d'une image quelconque.	85
8.1	Augmentation du R^2 avec la taille du filtre.	91
8.2	Apparence de la bande rouge brute (a) et filtrée (b) de l'image DM9767. La taille du filtre est de 33×33 pixels.	92
8.3	Apparence de la bande rouge brute (a) et filtrée (b) de l'image DM9988. La taille du filtre est de 33×33 pixels.	93
8.4	Droites de régression obtenues pour la calibration de chacune des images séparément. Seule la bande rouge a été utilisée. I_r est la quantité de lumière captée par l'appareil photo.	94
8.5	Correction de l'intensité lumineuse : translation de l'histogramme de l'in- tensité lumineuse à partir de la zone de recouvrement, site DM2.	97
8.6	Correction de l'intensité lumineuse : translation de l'histogramme de l'in- tensité lumineuse à partir de la zone de recouvrement, site DM3.	98
8.7	Histogramme des intensités lumineuses avant et après correction avec la méthode du q_{95}	100
8.8	Bande rouge avant et après correction de l'intensité lumineuse avec la méthode du q_{95}	101
8.9	Illustratio de la non-linéarité de la relation entre le ratio rouge/vert et la profondeur	103

8.10	Distribution des erreurs de prédiction selon la méthode utilisée et l'image. La barre horizontale correspond à la médiane, la boîte représente les limites des premier et dernier quartiles, les lignes représentent l'étendue des données et les « + » situent les horsains. Les erreurs des images DM9767 et DM9988 sont des erreurs de calibration alors que les erreurs des images DM9766 et DM9988 sont des erreurs de validation.	105
A.1	Localisation des sites	129
B.1	Paramètres choisis pour la segmentation des images	132
B.2	Image DM10122	133
B.3	Classification de l'image 10122 (gris : inutile ; bleu pâle : eau ; bleu foncé : eau ombragée ; jaune : berge exondée ; brun : berge exondée ombragée)	134

Liste des tableaux

4.1	Synthèse de la calibration et de la validation du substrat sec.	44
5.1	Comparaison avec les travaux antérieurs : méthodes et résultats.	54
8.1	Effet des filtres sur la calibration de l'image DM9767	90
8.2	Effet des filtres sur la calibration de l'image DM9988	90
8.3	Calibration et validation pour chaque image	95
8.4	Correction de l'intensité lumineuse à partir de la zone de recouvrement : paramètres de la régression entre la hauteur d'eau et la quantité de rouge	96
8.5	Paramètres de la régression obtenus en corrigeant l'intensité lumineuse en utilisant le 95 ^e centile	99
8.6	R^2 obtenus pour différents modèles communs d'estimation de la profondeur	102
8.7	Résultats de la validation pour les modèles communs avec correction de l'intensité lumineuse	104
9.1	Comparaison des résultats de l'estimation de la profondeur avec les tra- vaux antérieurs	112

Première partie

Introduction



Chapitre 1

Problématique et pertinence du sujet

À mesure que les techniques de télédétection et de traitement d'images s'améliorent, les applications possibles se multiplient et permettent des percées importantes dans plusieurs domaines des sciences. L'utilisation des images satellitaires est déjà très répandue en sciences environnementales. Fort utiles en foresterie, dans le domaine de l'énergie éolienne et ailleurs, il demeure toutefois plusieurs domaines où la résolution des images satellitaires est insuffisante pour extraire des informations pertinentes. Les images aériennes, prises avec un appareil photo fixé à un aéronef, offrent une résolution nettement supérieure et ouvrent ainsi la porte à un vaste champ de nouvelles applications. Le travail effectué dans ce mémoire porte sur un champ d'application tout récent de l'imagerie aérienne, celui de l'environnement physique des rivières. Les images aériennes haute résolution seront utilisées pour extraire des informations sur deux variables importantes de l'environnement physique des rivières : la taille du substrat et la profondeur.

Bien que l'essentiel du travail présenté dans ce mémoire porte sur le traitement numérique des images, sa pertinence scientifique réside dans son éventuelle application à l'étude de l'écologie des rivières. Les caractéristiques d'une rivière, considérée en tant qu'habitat d'espèces lotiques, concernent, entre autres, la pente du lit, le débit, la vitesse de l'eau, la profondeur, la température, la taille du substrat et la turbidité de l'eau. Chaque espèce a sa niche écologique propre ; elle peut être influencée ou non par chacune de ces variables et, si influence il y a, elle diffère d'une espèce à l'autre. L'espèce dont il sera question dans cet ouvrage est le saumon atlantique (*Salmo salar*), que l'on sait particulièrement influencé par quatre variables de l'habitat physique : la taille du substrat, la vitesse de l'eau, la profondeur et le couvert (Heggenes *et al.*, 1999).

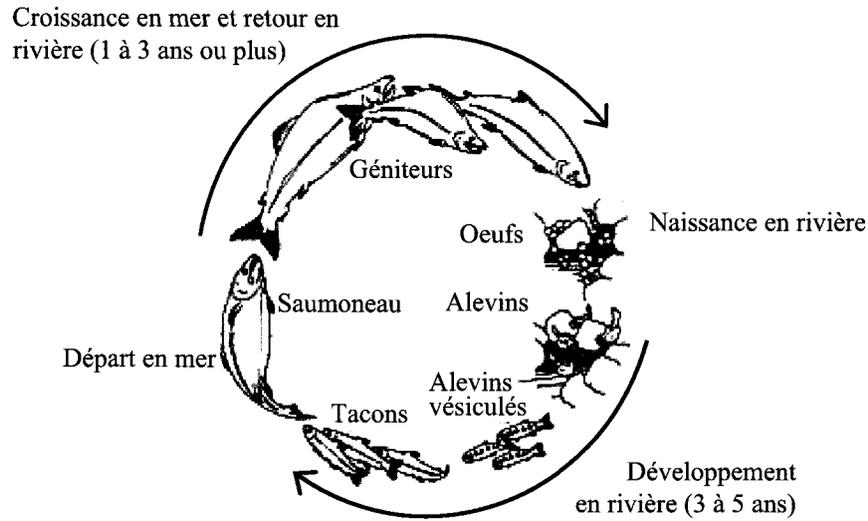


FIGURE 1.1 – Schématisation du cycle de vie du saumon. Figure modifiée du Ministère des Pêches et Océans du Canada (MPO, 2009)

Le saumon atlantique est une espèce que l'on dit anadrome, c'est-à-dire qu'il passe une partie de son cycle de vie en mer (ou dans le Lac Saint-Jean, dans le cas de la ouananiche) et qu'il se reproduit en rivière. La figure 1.1 illustre les différentes étapes de son cycle de vie. La vie du saumon débute en rivière, où il se développe pendant une période allant de trois à cinq années. Il part ensuite en haute mer où il s'alimente et croît. La durée du séjour en mer varie généralement entre une et trois années. Il revient ensuite se reproduire en rivière. La portion du cycle de vie du saumon dont il sera question dans ce mémoire est celle vécue en rivière. On suppose que ces années passées en rivière sont cruciales pour le saumon juvénile et que la qualité de son habitat physique est essentielle à sa survie, car c'est de la rivière que vient la production des oeufs.

Étant donné l'état précaire de la population mondiale de saumon atlantique, aucune pêche commerciale n'est pratiquée sur le saumon au Québec, et ce, malgré la saveur très recherchée de sa chair. La pêche sportive demeure permise, moyennant quelques restrictions qui dépendent de l'état de la population de chaque rivière. Les gestionnaires peuvent, par exemple, exiger la remise à l'eau des géniteurs, limiter le nombre de pêcheurs et même fermer complètement l'accès à la rivière pour la pêche sportive.

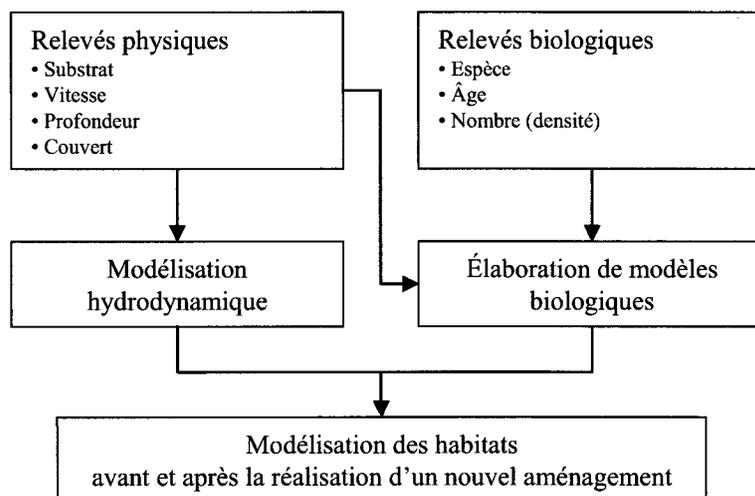


FIGURE 1.2 – Schéma de la modélisation des habitats fluviaux. La figure est largement inspirée de Parasiewicz et Dunbar (2001).

Dans certaines régions du Québec, la pêche sportive du saumon revêt une importance suffisante pour mobiliser la population contre un ouvrage qui pourrait perturber son habitat. Le cas de la rivière Moisie en est un bon exemple. Dans les années 1990, des citoyens de la Côte-Nord ont, par l'entremise du Bureau d'audience publique sur l'environnement, empêché Hydro-Québec de détourner une partie du bassin versant de la rivière Moisie par crainte des effets négatifs de ce détournement sur la population de saumon de cette rivière. Le gouvernement a tranché en faveur des citoyens malgré un avis scientifique favorable au projet proposé par Hydro-Québec (BAPE, 1993). La rivière Moisie est maintenant une rivière protégée, mais dans le contexte actuel, le harnachement d'autres rivières à saumon est quasi inévitable. Dans ce cas, le rôle du scientifique est d'aider les entrepreneurs et les gouvernements à minimiser les impacts négatifs des aménagements sur la population de saumon. Pour se faire, il faut d'une part accroître les connaissances scientifiques sur l'espèce et d'autre part, fournir au gestionnaire des outils pour quantifier et minimiser l'impact environnemental de l'ouvrage. À cet effet, les modèles d'habitat se révèlent d'une grande utilité. Ils combinent généralement des indices de qualité d'habitat et des modèles hydrodynamiques (voir figure 1.2) de façon à quantifier la détérioration des habitats à la suite d'un nouvel aménagement (pour une revue des notions liées aux modèles d'habitat, consulter Parasiewicz et Dunbar (2001)).

En plus de fournir aux gestionnaires un outil pour mieux gérer les impacts sur l'environnement, les modèles de qualité d'habitat aident les scientifiques à mieux comprendre l'écologie des poissons. Il existe une multitude de façons de modéliser la qualité de l'habitat : du relativement simple indice de Jacobs (Jacobs, 1974) aux modèles plus

complexes basés sur les statistiques bayésiennes, en passant par la régression multiple, la régression logistique, l'analyse en composante principale, les réseaux neuronaux et la logique floue (voir la revue de Ahmadi-Nedushan *et al.* (2006)).

Les modèles actuels ont toutefois leurs limites. La capacité d'un modèle à prédire l'occupation d'une parcelle par le saumon varie beaucoup d'une rivière à l'autre et d'un modèle à l'autre. Bien que certaines études soutiennent la transférabilité de leurs modèles d'une rivière à l'autre (Mäki-Petäys *et al.*, 2002; Guay *et al.*, 2003), les modèles développés spécifiquement pour une rivière donnent généralement de meilleurs résultats que les modèles développés pour toute une région (figure 1.3). L'article de Hedger *et al.* (2004) montre par ailleurs que même les modèles spécifiques prédisent difficilement l'occupation des parcelles par les saumons (figure 1.3).

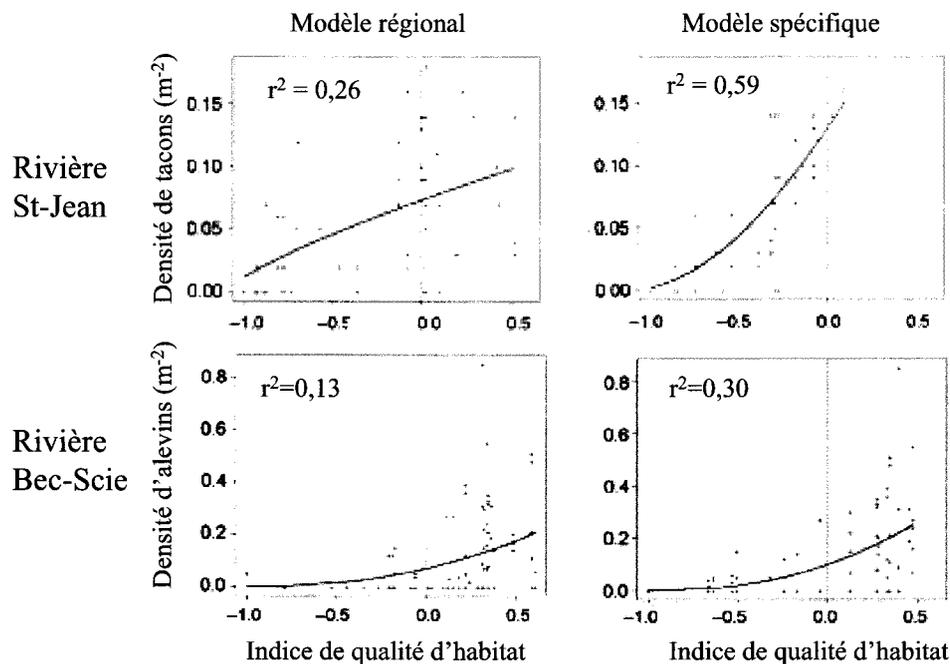


FIGURE 1.3 – Densité de tacons ou d'alevins en fonction de l'indice de qualité d'habitat sur les rivière Saint-Jean et Bec-Scie. On remarque le faible pourcentage de la variance (r^2) expliqué par les modèles locaux et régionaux. Figure tirée de Hedger *et al.* (2004).

L'une des hypothèses fréquemment soulevées pour expliquer les piètres résultats des modèles d'habitat implique l'échelle à laquelle sont effectués les relevés physiques et biologiques. L'étude de l'habitat du saumon s'est concentrée, jusqu'à tout récemment, à l'échelle du microhabitat. Pourtant, plusieurs auteurs ont déjà mentionné l'importance et l'intérêt d'étudier l'habitat du poisson et l'écologie des rivières en général à une échelle plus vaste (Fausch *et al.*, 2002; Ward *et al.*, 2001; Wiens, 2002; Le Pichon *et al.*,

2006). Dunning *et al.* (1992) suggèrent qu'il faut étudier les processus écologiques à une échelle plus large que l'échelle traditionnellement étudiée par les écologistes, soutenant que certains phénomènes visibles à une échelle puissent être moins évidents à une autre échelle.

À chaque stade de développement du saumon juvénile correspond un type d'habitat fluvial particulier. Par exemple, l'alevin se réfugie dans les interstices d'un substrat assez fin alors que le tacon recherche un substrat un peu plus grossier. En plus de dépendre de son stade de développement, l'habitat fluvial préconisé par le saumon dépend de la saison et du moment de la journée (Heggenes et Saltveit, 1990). L'ensemble des habitats nécessaires au saumon pour la totalité de son cycle de vie (incluant les habitats de jour et de nuit et les habitats d'hiver et d'été) sont des habitats dits complémentaires (Dunning *et al.*, 1992). L'élargissement de l'étendue spatiale et temporelle des études, désormais permise par les méthodes de télédétection, permet d'intégrer certains processus écologiques encore peu étudiés, telle la complémentarité des habitats (Dunning *et al.*, 1992).

À cet effet, Le Pichon *et al.* (2006) proposent une approche mettant à profit tout le potentiel des systèmes d'informations géographiques afin d'étudier l'habitat des poissons en rivière. Les auteurs superposent les cartes des différentes variables (substrat, profondeur, vitesse, couvert,...) et en tirent des cartes d'habitat qui leur permettent, par exemple, de calculer la distance entre les habitats complémentaires. L'un des obstacles majeurs mentionnés par Le Pichon *et al.* (2006) concerne l'acquisition des données de terrain qui, à cette échelle, peut être une tâche fort laborieuse.

Certains auteurs ont utilisé la photo-interprétation pour caractériser l'habitat du saumon sur l'ensemble de la rivière avec un certain succès (Caron *et al.*, 1999), mais les récents développements dans le domaine de l'imagerie aérienne appliquée aux milieux fluviaux permettront d'améliorer la qualité des résultats et de diminuer le temps requis pour extraire l'information. Plusieurs techniques d'extraction d'information relative aux habitats fluviaux ont été développées, améliorées et appliquées avec des résultats souvent très acceptables (Marcus et Fonstad, 2008). Des résultats particulièrement intéressants ont été obtenus avec les images hyperspectrales (Marcus *et al.*, 2003; Whited *et al.*, 2002). Ce type d'image a toutefois un coût d'acquisition assez élevé, d'où le choix des images couleurs dans la présente étude.

Les travaux de Carbonneau *et al.* (2004); Carbonneau (2005) et Carbonneau *et al.* (2005) ont permis d'extraire la taille du substrat exondé et submergé ainsi que la profondeur des zones submergées sur la rivière Sainte-Marguerite, au Saguenay, à partir d'images couleurs dont la résolution au sol était d'environ trois centimètres. La granu-

lométrie et la profondeur de l'eau sont deux des trois variables généralement utilisées pour étudier l'habitat du saumon, l'autre variable étant la vitesse de l'eau. L'acquisition de ces informations à l'échelle de la rivière constitue donc un apport important pour les études d'habitat à grande échelle.

Dans les travaux de Carbonneau *et al.* (2004); Carbonneau (2005) et Carbonneau *et al.* (2005), la taille du substrat des zones exondées a été estimée avec une précision de 11 mm. Dans les zones submergées, la qualité des résultats est quelque peu dégradée et la précision de l'estimation de la taille du substrat dépend de la profondeur, mais la technique demeure intéressante. La profondeur a été estimée pour des surfaces de 4 m² avec une précision de 150 mm. Les résultats obtenus ont par ailleurs été utilisés par Hedger *et al.* (2006) pour améliorer les modèles d'habitat du saumon. Les travaux de Carbonneau *et al.* ont servi de base méthodologique pour ce mémoire. La méthode a bien fonctionné sur la Sainte-Marguerite, mais il est pertinent de se demander si elle donnerait d'aussi bons résultats dans un environnement différent. Il est aussi juste de supposer que la méthode ne puisse être appliquée tel quel dans un environnement différent et qu'il soit nécessaire de l'adapter. C'est pourquoi on tentera ici d'utiliser et d'adapter la méthode sur une autre rivière. La rivière choisie est la Rivière Dartmouth, une rivière à saumon de la péninsule gaspésienne sur laquelle il serait éventuellement intéressant d'effectuer des études d'habitat à grande échelle.

1.1 Objectifs

Le but du mémoire est d'utiliser les images aériennes haute résolution pour étudier la profondeur et le substrat de la rivière Dartmouth, en Gaspésie (figure 1.4). La rivière Dartmouth est l'une des trois rivières à se jeter dans la baie de Gaspé. Il s'agit d'une rivière à lit de gravier qui accueille une population de saumon atlantique. La longueur totale de la section de rivière photographiée dans le cadre de cette étude est de 13,2 km, de l'embouchure jusqu'à une petite chute qui constitue un obstacle infranchissable pour les saumons.

Le présent mémoire comporte deux objectifs. Le premier objectif porte sur l'estimation de la taille du substrat. La méthode utilisée est basée sur l'analyse de la texture des images. La méthode est complètement empirique et le modèle et les résultats diffèrent selon que l'on souhaite étudier la partie exondée du lit ou la partie submergée.

Le second objectif est d'estimer la profondeur de la rivière en utilisant l'intensité spectrale des images. On distingue deux sous-objectifs. Le premier est d'élaborer un

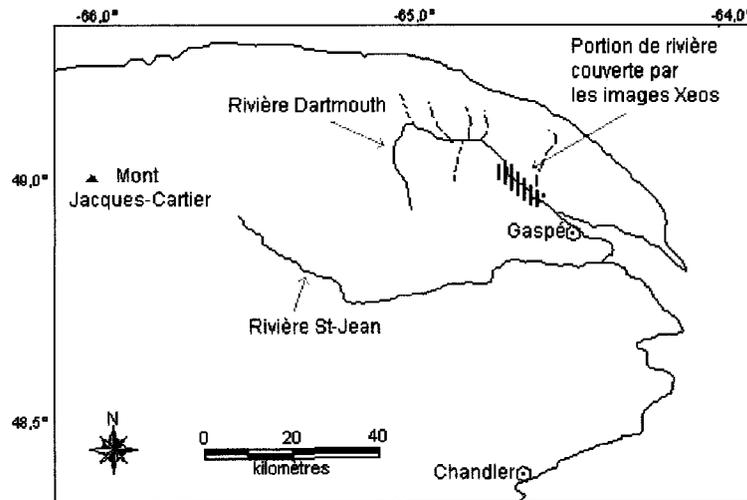


FIGURE 1.4 – Localisation de la rivière Dartmouth, péninsule gaspésienne, Québec.

modèle qui permet d'estimer la profondeur de l'eau sur une image à partir de l'intensité spectrale des pixels et de points de calibration au sol. Le second sous-objectif est d'arriver à élaborer un modèle qui permet d'estimer la profondeur de l'eau sur toutes les images de la rivière, dont celles pour lesquelles aucun point de calibration n'est disponible. Ce dernier sous-objectif nécessitera en outre l'élaboration d'une méthode de correction de l'intensité lumineuse des images.

Le travail est effectué dans le but d'une éventuelle application à la modélisation des habitats du saumon, mais les techniques de traitement d'images mentionnées dans ce mémoire pourront servir à étudier l'évolution morphologique du lit d'une rivière sa rugosité ou l'écologie d'autres espèces, comme la truite de mer.

1.2 Structure du mémoire

Le présent chapitre est une présentation générale de la problématique, des objectifs et du site à l'étude. Les parties II et III constituent le corps du mémoire. La partie II porte sur l'estimation de la taille du substrat et la partie III porte sur l'estimation de la profondeur. Le mémoire a été divisé de la sorte parce que l'extraction de la taille du substrat et de la profondeur nécessitent des méthodes très différentes. Chaque partie comporte quatre chapitres. Le premier chapitre de chaque partie concerne le cadre théorique. Ce dernier sert à approfondir la problématique propre à chaque objectif, à

présenter une revue des travaux antérieurs et des méthodes et à présenter succinctement la théorie nécessaire à la compréhension du cadre expérimental et à l'interprétation des résultats obtenus. Le premier chapitre de chaque partie est donc une suite de l'introduction, propre à chaque partie. Les trois autres chapitres de chaque partie présentent le cadre expérimental choisi, les résultats et une discussion, dans laquelle il sera notamment question de présenter les limites de la méthode et de comparer les résultats obtenus avec les travaux antérieurs. Enfin, la troisième partie est une conclusion générale qui traite à la fois de l'estimation de la taille du substrat et de la profondeur.

Deuxième partie

Estimation de la taille du substrat



Chapitre 2

Estimation de la taille du substrat : cadre théorique et objectifs

Ce chapitre présente les fondements théoriques des éléments dont il sera question dans cette première partie du mémoire et fait état de l'avancement des recherches dans le développement de méthodes d'évaluation de la taille du substrat à partir d'images aériennes.

Ce chapitre se subdivise en cinq parties. Les deux premières parties présentent brièvement les aspects théoriques concernant le substrat des rivières et l'importance du substrat pour le saumon. Le lecteur y trouvera une justification de la nécessité d'étudier le substrat des rivières sur de vastes échelles. La section suivante porte sur les notions théoriques nécessaires à la compréhension de la méthode de traitement d'images utilisée. Les deux dernières sections présentent une revue des travaux antérieurs et les objectifs détaillés de cette partie du mémoire.

2.1 Géomorphologie et maillon sédimentaire

La forme du lit d'une rivière varie d'une section de rivière à l'autre selon, par exemple, la pente du lit, le substrat ou les contraintes géologiques. Les styles fluviaux observés dans les rivières à lit de gravier sont : le chenal rectiligne, les méandres, les chenaux en tresse et les chenaux anastomosés (figure 2.1).

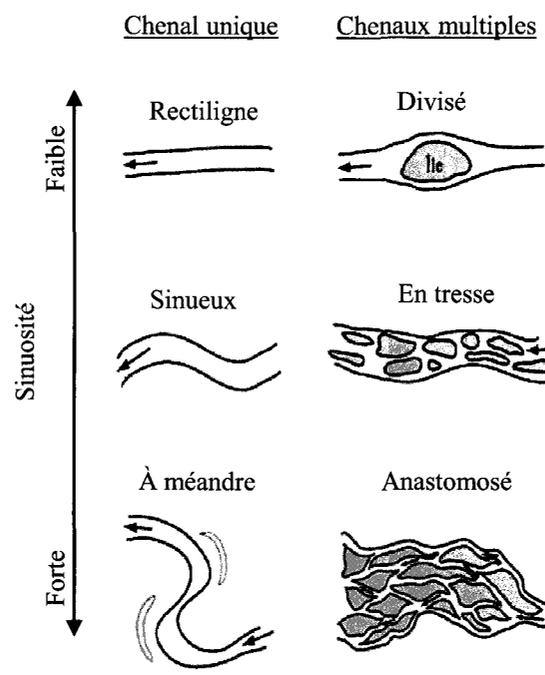


FIGURE 2.1 – Les différents types de chenaux observés dans une rivière à lit de gravier. Tirée de Ressources naturelles Canada (RNC, 2008)

Dans une grande proportion de ces environnements, la morphologie est généralement structurée en une succession de *seuils* et de *mouilles* (figure 2.2). Les mouilles, mieux connues par les pêcheurs sous le nom de *fosses*, sont des zones relativement profondes où le substrat est fin et la vitesse, lente. Les seuils sont des zones peu profondes où le substrat est plus grossier et la vitesse de l'eau est plus rapide. Ces caractéristiques des seuils et mouilles s'inversent en période de crue.

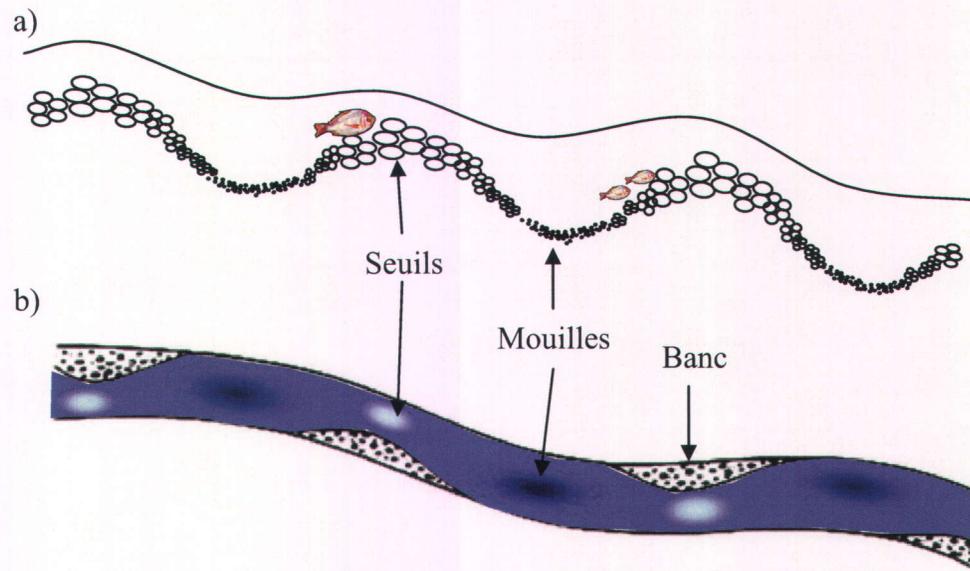


FIGURE 2.2 – Les seuils et les mouilles. a) Profil longitudinal d'une séquence de seuils et de mouilles. b) Profil en plan d'une séquence de seuils et mouilles dans un chenal sinueux.

Dans les rivières à lit de gravier, on observe généralement une diminution de la taille du substrat de l'amont vers l'aval. Cet affinement, dû au transport différentiel et à l'abrasion, est souvent interrompu par un apport en sédiments grossiers, qui peut provenir d'un tributaire (Rice, 1998), de dépôts glaciaires (Davey et Lapointe, 2007) ou d'un canyon (Kim, 2009). Ainsi, les rivières à lit de gravier sont souvent structurées en une succession de *maillons sédimentaires* (figure 2.3), qui débutent par un apport en sédiments grossiers et à l'intérieur desquels la taille du substrat diminue de l'amont vers l'aval (Rice, 1999).

Le type d'apport en sédiments grossiers varie selon les régions. Dans les régions alpines, les apports dominants proviennent des tributaires (Rice, 1998; Rice et Church, 1998) alors que dans les vallées glaciaires du Bouclier laurentien, l'apport en sédiments grossiers provient principalement des dépôts fluvioglaciaires à travers lesquels la rivière creuse son lit (Davey et Lapointe, 2007). Les zones d'apports sont ainsi beaucoup plus longues sur le bouclier que dans les régions alpines. Le maillon sédimentaire peut aussi être initié dans un canyon, comme c'est le cas dans plusieurs rivières de la péninsule

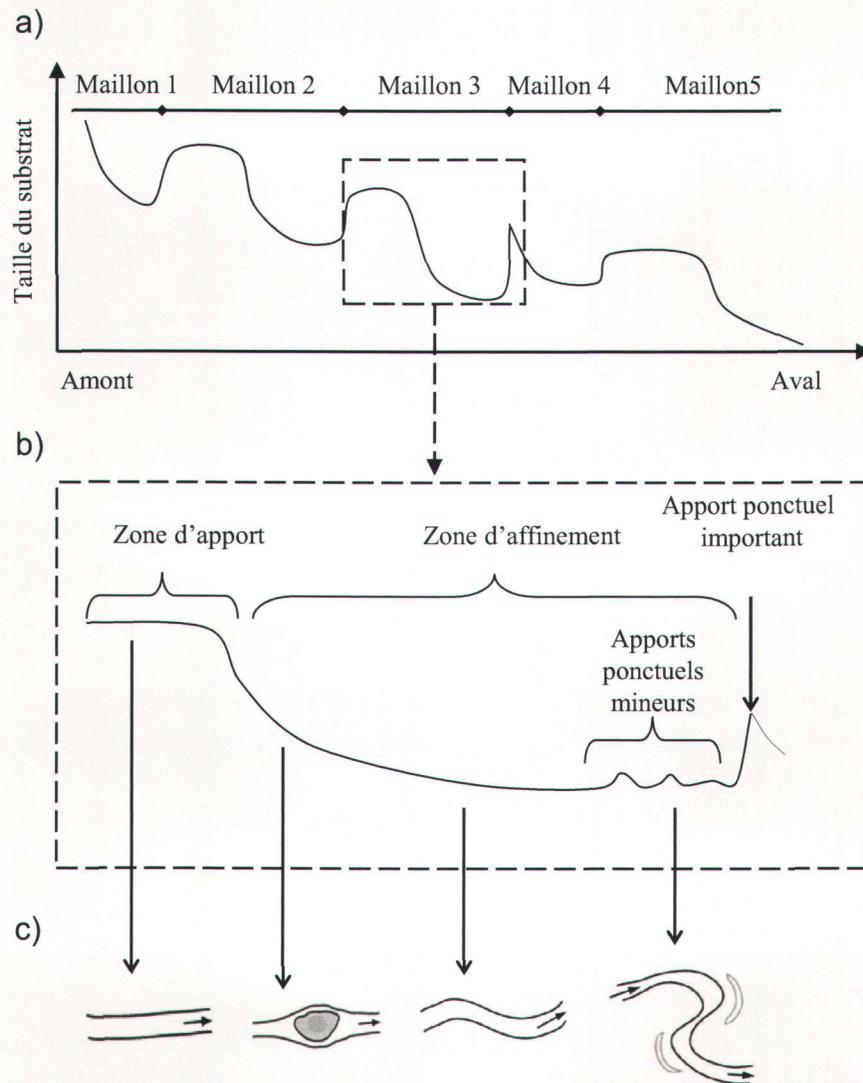


FIGURE 2.3 – Le maillon sédimentaire. a) Succession des maillons sédimentaires le long d'une rivière. b) Les différentes zones d'un maillon sédimentaire. c) Exemple des types de chenaux retrouvés le long d'un maillon sédimentaire.

gaspésienne. Les dépôts glaciaires y sont minces et épars, ce qui fait en sorte qu'en plusieurs endroits, les cours d'eau s'écoulent directement sur le substratum rocheux des Appalaches, composé d'une roche sédimentaire très friable. Les canyons creusés par la rivière constituent donc parfois une source de substrat grossier suffisamment importante pour initier un nouveau maillon sédimentaire (Kim, 2009). C'est dans ce type d'environnement que se situe la rivière Dartmouth.

Le maillon sédimentaire est d'un intérêt particulier en écologie en raison de la vaste gamme de substrat, de vitesse et de profondeur qu'il contient. La longueur d'un maillon varie entre un et quelques dizaines de kilomètres. Il s'agit d'une unité intermédiaire entre le méso-habitat (10^0 m- 10^2 m) et la rivière complète (10^5 m). Le maillon sédimentaire a déjà été utilisé pour étudier la distribution spatiale des saumons (Davey et Lapointe, 2007; Kim, 2009) et des invertébrés benthiques (Rice *et al.*, 2001). Plus récemment, il a été suggéré d'utiliser le concept afin d'étudier la formation de la glace sur les rivières à lit de gravier (Bergeron *et al.*, 2009). Il est probable que cette unité morphologique trouve une multitude d'autres applications. Toutefois, la difficulté à obtenir des données sur l'ensemble d'un lien sédimentaire constitue un frein à l'application du concept à d'autres domaines. Les méthodes classiques de mesure de la taille du substrat, comme la méthode de Wolman (Wolman, 1954) et l'échantillonnage volumétrique, consistent à mesurer les roches au sol selon différents modes d'échantillonnage (systématique, en grappe). Ces techniques sont très exigeantes et, lorsque l'on souhaite les utiliser sur de vastes superficies, il est nécessaire de procéder par interpolation.

La photo-interprétation classique offre une alternative intéressante. Elle permet d'identifier rapidement et sur de vastes superficies des classes de substrat (sable, gravier ou bloc) ou des classes d'environnements (les seuils et les mouilles, par exemple). Le principal avantage des photos aériennes classiques est leur faible coût d'acquisition. De plus, dans plusieurs régions, de telles images sont prises fréquemment, et ce, depuis relativement longtemps, ce qui permet des études sur de vastes échelles spatiales et temporelles. La photo-interprétation classique présente toutefois plusieurs désavantages. Premièrement, il est généralement nécessaire de travailler avec des classes de substrat plutôt qu'avec des données continues. Deuxièmement, la tâche, effectuée manuellement, est plus longue qu'un traitement numérique automatisé. Enfin, l'interprétation des images comporte une bonne part de subjectivité, alors la classification dépend du photo-interprète et de son expérience.

Quant aux images satellitaires, leur résolution est pour l'instant nettement insuffisante pour en tirer quelque information sur la taille du substrat. C'est pourquoi on choisira ici les images aériennes numériques en couleurs. Les récents développements

dans le domaine ont d'ailleurs montré qu'il est possible d'en tirer des informations sur la taille du substrat (Carbonneau *et al.*, 2005).

2.2 Importance du substrat pour le saumon

Le substrat est un élément de l'environnement physique qui joue un rôle important pour le saumon juvénile. Les interstices du substrat lui procurent un refuge (Heggenes *et al.*, 1999) où il est à l'abri des prédateurs et où la faible vitesse du courant lui permet de ne pas gaspiller inutilement ses réserves énergétiques, particulièrement en hiver (Cunjak *et al.*, 1998). De plus, lorsqu'il s'alimente, le saumon se poste derrière une roche (là où le courant est plus faible) et attend que les éventuelles proies qui dérivent dans le courant passent au-dessus de la roche pour les attraper. Cette technique d'alimentation lui permet d'économiser ses réserves énergétiques. Enfin, il semble qu'un substrat grossier procure aux saumons une barrière visuelle qui les empêche de se voir entre eux. Par conséquent, les parcelles ayant un substrat plus gros peuvent supporter une plus grande densité de saumons. En été, il semble que la taille de substrat nécessaire au saumon varie selon sa taille (Heggenes *et al.*, 1999) (un substrat plus gros procurant refuge à de plus gros saumons juvéniles). Le substrat est aussi l'habitat de la faune benthique dont se nourrit le saumon. Ainsi, la taille du substrat influence aussi le type et la quantité de nourriture disponible pour le saumon.

Il est à noter, toutefois, que ce n'est souvent pas la taille du substrat en tant que tel qui importe pour le saumon, mais la taille des interstices. La variable la plus communément utilisée pour étudier l'habitat du saumon demeure la taille médiane du substrat (le D_{50}), plus précisément, la taille médiane de l'axe b des roches du substrat (l'axe b étant défini comme l'axe perpendiculaire à l'axe le plus long). Or, pour une même longueur d'axe b , une roche plate imbriquée offre un interstice plus petit qu'une roche ronde. Il s'agit là d'un problème d'ordre méthodologique dont il sera brièvement question dans le cadre expérimental.

Dans le cas de la mesure du substrat, la médiane est préférable à la moyenne, car elle est un meilleur indicateur de tendance centrale en présence de valeurs extrêmes. Toutefois, cette valeur ne reflète pas nécessairement bien les besoins des poissons. Supposons par exemple deux parcelles dont la valeur de D_{50} est la même. Si la distribution de la taille des roches sur une des deux parcelles est plus large, il est fort possible que la plus grosse roche de la parcelle soit plus grosse. Et ce seront ces roches, les plus grosses, qui seront utilisées par le saumon. Il en résulte que pour un même D_{50} , une parcelle dont la distribution de la taille des roches est plus large offre des interstices

plus gros. Pour pallier ce problème, les chercheurs notent parfois d'autres indices granulométriques comme les 16^e et 84^e centiles, la taille de la roche la plus grosse ou une classe de tailles d'interstices (évalué visuellement de 1 à 5). Le D_{50} demeure l'indice le plus utilisé et c'est pourquoi cet indice a été choisi dans le cadre de ce mémoire.

2.3 Le traitement numérique des images par analyse de texture

Le traitement numérique des images aériennes n'est, au fond, qu'une forme de mathématisation de la photo-interprétation classique. Il s'agit essentiellement d'exploiter les divers outils mathématiques et statistiques pour aider l'interprète dans sa tâche d'identification des composantes de l'image.

D'une image numérique, on tire deux informations : le ton et la texture. Le ton est « la représentation analogique de la luminance » (Caloz et Collet, 2001), alors que la texture réfère à l'arrangement spatial des pixels de différents tons. La texture peut être analysée sous un angle structural ou sous un angle statistique (Bonn et Rochon, 1992). L'approche structurale s'intéresse à la présence de lignes et de formes ainsi qu'à leur orientation. L'approche statistique, quant à elle, considère le ton de chaque pixel comme étant la réalisation d'une variable aléatoire discrète et s'intéresse à la distribution de cette variable à l'intérieur d'une fenêtre donnée. Ladite fenêtre, appelée fenêtre d'auscultation, est une sous-section de l'image originale. Sa taille doit être choisie en fonction de ce que l'on désire étudier et de façon à optimiser la qualité des résultats.

L'approche privilégiée dans ce mémoire pour évaluer la taille du substrat est l'approche statistique dans laquelle on quantifie la texture à partir de différents indices statistiques. On distingue trois types d'indices statistiques : les indices de premier ordre, les indices de deuxième ordre et les indices tirés de l'analyse variographique. Ces indices sont détaillés dans les paragraphes suivants. Dans tous les cas, on travaille à partir d'une image monochrome et les statistiques sont calculées pour chaque fenêtre d'auscultation. L'image monochrome ne contient que des niveaux de gris. Le niveau de gris d'un pixel est l'unité de mesure du ton.

Les statistiques de premier ordre

Les statistiques de premier ordre sont des caractéristiques calculées directement à partir des niveaux de gris des pixels d'une fenêtre. On en tire par exemple des indices de dispersion (écart-type et coefficient de variation) ou des indices sur la forme de la distribution empirique des niveaux de gris dans une fenêtre (aplatissement et asymétrie).

Les statistiques de deuxième ordre

Les statistiques de deuxième ordre caractérisent la position relative des valeurs de luminance (représentés par les niveaux de gris) à l'intérieur de la fenêtre d'auscultation (Caloz et Collet, 2001). Elles sont calculées à partir d'une matrice de cooccurrence des niveaux de gris (MCNG), construite pour chaque fenêtre d'auscultation. Pour une image contenant L niveaux de gris, la MCNG est une matrice de L lignes et L colonnes. Chaque élément (i, j) de la matrice correspond au nombre de fois où un pixel de niveau de gris i est situé à l'intérieur d'un rayon (ou pas) r et à un angle θ d'un pixel de niveau de gris j . La figure 2.4 donne un exemple de construction d'une MCNG avec un rayon de un pixel et les quatre angles les plus couramment utilisés.

Le nombre de niveaux de gris d'une image prise dans le visible est généralement de 256, mais il doit être réduit (souvent à 64, 32 ou 8), sans quoi, le nombre de niveaux de gris différent est trop élevé et la MCNG ne contient pas suffisamment d'information. Ceci permet aussi de diminuer le temps de calcul.

À partir de la MCNG, il est possible de calculer plusieurs indices qui pourront ensuite être mis en relation avec la granulométrie. En voici trois exemples tirés de Haralick *et al.* (1973) :

la variance :

$$Var = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - \mu)^2 p_{i,j}; \quad (2.1)$$

le contraste :

$$C = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - j)^2 p_{i,j}; \quad (2.2)$$

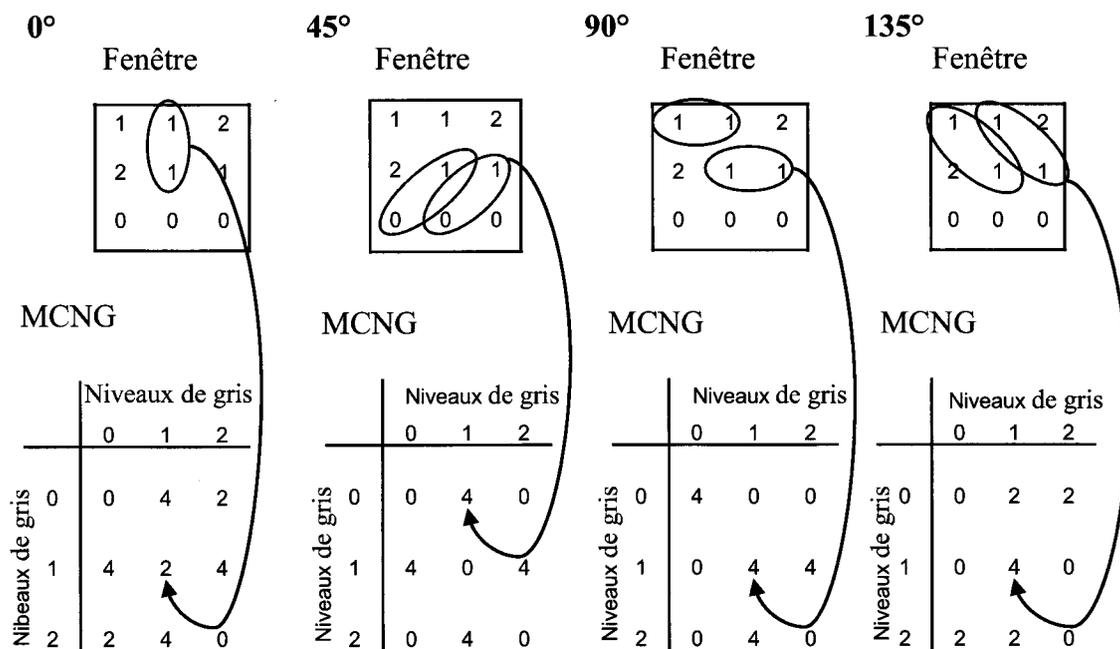


FIGURE 2.4 – Exemple de construction d'une matrice de cooccurrence des niveaux de gris (MCNG) aux angles (θ) de 0°, 45°, 90° et 135° et pour un rayon (r) de 1 pixel. L'image initiale contient 3 niveaux de gris et la fenêtre d'auscultation a une dimension de 3x3 pixels.

l'entropie :

$$E = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{i,j} \ln(p_{i,j}). \quad (2.3)$$

où $p_{i,j}$ est le nombre de couples d'intensité i et j divisé par le nombre total de paires possible. μ est la moyenne du nombre de paires de la MCNG.

L'analyse variographique

L'analyse variographique consiste à étudier la structure de corrélation spatiale des données. L'outil de prédilection de l'analyse variographique est le semi-variogramme, qui représente la semi-variance (γ) en fonction de la distance (d) qui sépare deux pixels (la distance interpixels). L'estimateur de la semi-variance le plus répandu est celui proposé par Cressie (1993) :

$$\hat{\gamma}(d) = \frac{1}{2N(d)} \sum_{\forall(i,j) \in N(d)} (v_i - v_j)^2 \quad (2.4)$$

où $N(d)$ est le nombre total de pixels séparés par une distance interpixel d et v_i est le niveau de gris d'un pixel i . $(v_i - v_j)$ correspond donc à la différence de niveaux de gris entre deux pixels séparés par une distance interpixel d . Le palier du variogramme (lorsqu'il existe) correspond à la variance maximale entre les niveaux de gris des pixels de la fenêtre étudiée et la portée représente la distance interpixel à partir de laquelle les données ne sont plus corrélées, c'est-à-dire la distance à laquelle la variance maximale est atteinte (figure 2.5).

Comme il a été mentionné précédemment, un substrat plus grossier correspond à une plus grande variabilité des teintes de gris dans une fenêtre. La figure 2.5 montre qu'une telle variabilité se traduit par une semi-variance et un palier plus élevés. L'indice utilisé dans cette approche peut être soit la semi-variance pour une distance interpixel (d) donnée, soit la valeur du palier du semi-variogramme. Ce dernier indice correspond en fait à la variance de la variable aléatoire (ici, les tons de gris) et pourrait être estimé plus simplement avec la variance de premier ordre de la fenêtre d'auscultation.

Enfin, mentionnons que pour tenir compte du fait que les images comportent deux dimensions, il est possible de travailler avec un semi-variogramme en deux dimensions

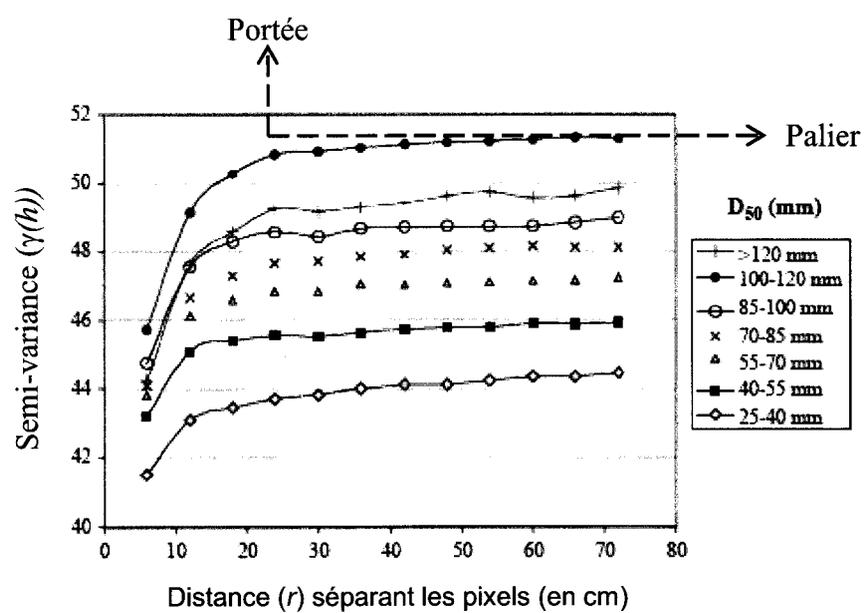


FIGURE 2.5 – Exemple de semi-variogrammes construits à partir d'images aériennes. Chaque ligne correspond au semi-variogramme d'une classe granulométrique. Tiré de Verdu *et al.* (2005).

ou d'utiliser la définition classique du semi-variogramme, en prenant soin de convertir les coordonnées en coordonnées polaires Verdu *et al.* (2005).

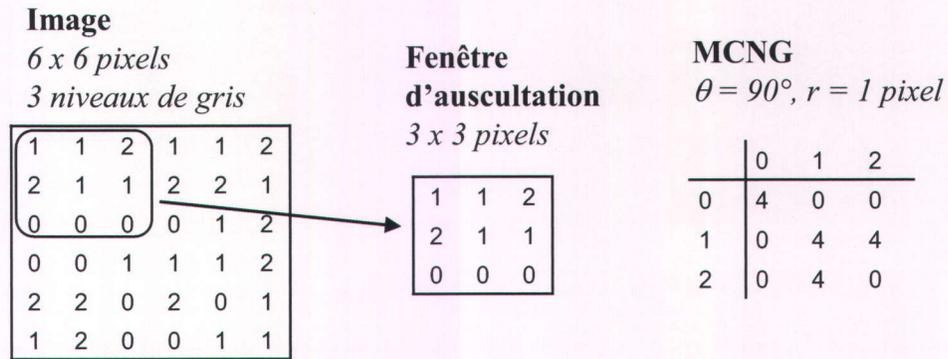
Image texturale

L'image texturale est l'image dans laquelle on a remplacé les valeurs de niveaux de gris par un indice de texture. Elle peut être créée de deux façons : par segmentation de l'image en fenêtres ou en utilisant une fenêtre mobile. La méthode par segmentation consiste à assigner le même indice de texture à tous les pixels contenus dans la fenêtre d'auscultation alors que la fenêtre mobile permet d'assigner à chaque pixel un indice de texture tiré de la fenêtre d'auscultation dont il est le centre (figure 2.6). La méthode de la fenêtre mobile est plus exigeante en temps de calcul, mais elle présente l'avantage de produire une surface quasi continue. Verdu *et al.* (2005) soulignent que la méthode de la fenêtre mobile est plus sensible aux erreurs de géoréférencement.

Le lien entre l'indice de texture et la taille du substrat se fait empiriquement à l'aide de données de calibration prises au sol. La relation entre l'indice de texture et la granulométrie s'effectue par régression linéaire simple (si un seul indice est utilisé) ou multiple (si l'on souhaite utiliser plus d'un indice de texture). Il est possible d'étudier différents indices granulométriques, comme la taille moyenne du substrat ou la taille de différents quantiles. L'indice granulométrique le plus couramment utilisé est la taille médiane des roches (le D_{50}), d'une part parce qu'il s'agit d'une mesure intéressante dans l'étude de l'habitat du saumon et d'autre part parce qu'il s'agit d'une valeur de tendance centrale moins sensible que la moyenne à la présence de valeurs extrêmes.

La figure 2.7 illustre la différence de texture entre un substrat composé de sable et un substrat composé de graviers et démontre par le fait même la pertinence d'utiliser la texture pour étudier la taille du substrat à partir d'images aériennes. On distingue aisément la texture lisse du sable et celle plus hétérogène des galets.

a)



b) Calcul de l'indice d'entropie

$$E = -\sum_{i=0}^2 \sum_{j=0}^2 (p_{i,j} \times \ln(p_{i,j})) = -4 \times \left(\frac{4}{12} \times \ln(4) \right) = -1,8$$

c) Création de l'image texturale

Par segmentation

-1,8	-1,8	-1,8	NA	NA	NA
-1,8	-1,8	-1,8	NA	NA	NA
-1,8	-1,8	-1,8	NA	NA	NA
NA	NA	NA	NA	NA	NA
NA	NA	NA	NA	NA	NA
NA	NA	NA	NA	NA	NA

Avec une fenêtre mobile

NA	NA	NA	NA	NA	NA
NA	-1,8	NA	NA	NA	NA
NA	NA	NA	NA	NA	NA
NA	NA	NA	NA	NA	NA
NA	NA	NA	NA	NA	NA
NA	NA	NA	NA	NA	NA

FIGURE 2.6 – Exemple de construction d'une image texturale d'entropie. a) Extraction d'une fenêtre d'auscultation et construction de la MCNG (voir figure 2.4). b) Calcul de l'indice d'entropie. c) Attribution de l'indice au(x) pixel(s) correspondant(s).

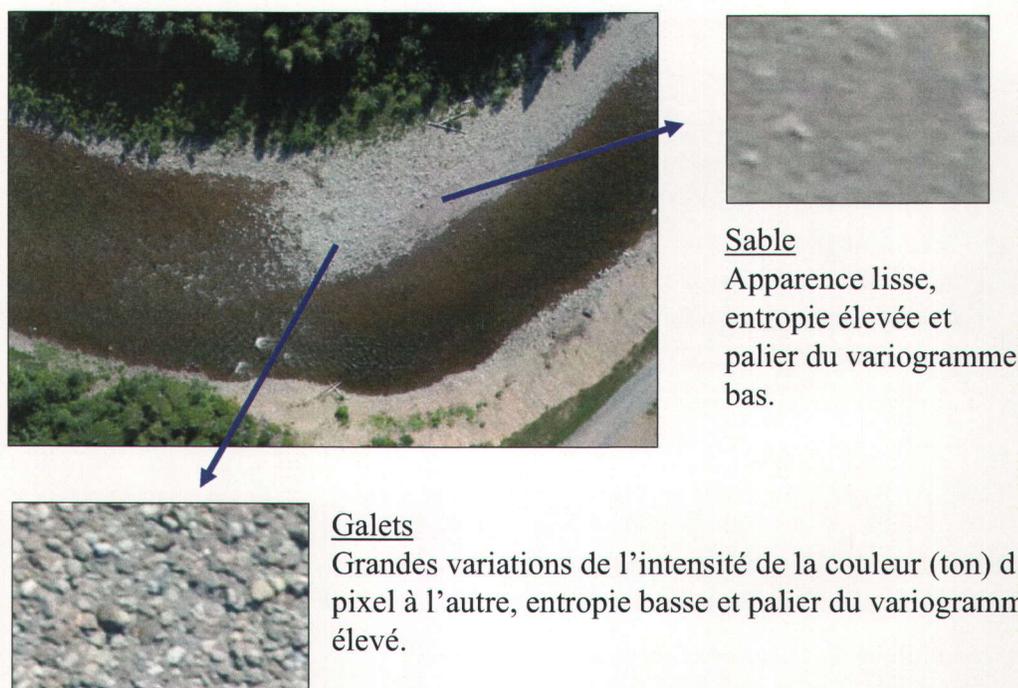


FIGURE 2.7 – Illustration de la texture de deux différents types de substrat.

2.4 Les travaux antérieurs

Deux études ont tenté d'évaluer la taille du substrat à partir de la texture d'images haute résolution : celles de Carbonneau *et al.* (2004) et de Verdu *et al.* (2005). Les deux séries d'images utilisées par Carbonneau *et al.* (2004) pour évaluer la taille médiane du substrat sur les bancs exondés de la rivière Sainte-Marguerite avaient une résolution au sol de 30 mm et de 100 mm. Les deux indices utilisés étaient le palier d'un semi-variogramme en deux dimensions (voir figure 2.5) et le contraste (équation 2.2). Le palier du semi-variogramme a donné de meilleurs résultats que le contraste. Les meilleurs résultats ont été obtenus avec des fenêtres de 33×33 pixels sur les images ayant une résolution au sol de 30 mm. La validation donne une erreur moyenne relative de -1,4 % et un «écart-type relatif» de 15,4 %.

Verdu *et al.* (2005) ont effectué une étude similaire en utilisant des images dont la résolution au sol était de 6 cm et 3 mm. Les auteurs ont testé plusieurs indices (variance, homogénéité, contraste, entropie, second moment angulaire et semi-variance à différentes distances interpixel) pour ne retenir que la variance (équation 2.1), le contraste (équation 2.2) et la semi-variance à différentes distances interpixel (d) (équation 2.4). Les indices ont été mis en relation avec la granulométrie du substrat en effectuant des

régressions multiples. L'erreur obtenue dans le meilleur des cas pour l'estimation de la médiane est de 18 %.

Les études de Verdu *et al.* (2005) et de Carbonneau *et al.* (2004) mentionnent toutes deux le problème majeur de leur méthode : elle ne s'applique qu'aux zones exondées. Or, la majorité du lit d'une rivière, même en période d'étiage, est sous l'eau. Carbonneau *et al.* (2005) ont appliqué la méthode qu'ils avaient précédemment développée aux zones submergées. Il en résulte une perte de précision qui varie en fonction de deux variables : la hauteur d'eau, qui modifie les contrastes, et la taille du substrat. Il est possible que la composition (surtout la couleur) du substrat interfère aussi sur les résultats, mais le substrat de la Sainte-Marguerite est relativement homogène alors il est peu probable que cet élément ait beaucoup influencé les résultats.

Il est assez difficile de comparer les travaux de Carbonneau *et al.* (2004, 2005) avec ceux de Verdu *et al.* (2005). D'une part, parce que les deux méthodes, dans leur niveau de complexité et dans leur application, diffèrent passablement, et d'autre part, parce que les méthodes et les critères de validation utilisés ne sont pas les mêmes. On peut tout de même constater que la méthode relativement simple utilisée par Carbonneau *et al.* (2004) (un seul indice de texture, une seule image et une régression simple) donne des résultats au moins comparables à la méthode plus complexe de Verdu *et al.* (2005) (plusieurs indices de texture calculés sur deux images de résolution différente et une régression multiple).

En résumé, les travaux antérieurs et la littérature sur le traitement des images permettent de tirer les éléments suivants, qui doivent être pris en considération lors de l'échantillonnage, du traitement et de l'interprétation des images aériennes :

1. La texture est influencée par plusieurs facteurs autres que la taille du substrat : la lithologie (surtout la couleur), la forme des roches et leur imbrication, l'angle d'éclairage et l'illumination (Carbonneau *et al.*, 2004, 2005; Verdu *et al.*, 2005);
2. L'indice idéal présente une sensibilité élevée au phénomène que l'on décrit et une faible dépendance aux autres facteurs (Caloz et Collet, 2001);
3. Pour l'utilisation d'un indice de texture, la taille de l'objet doit être nettement inférieure à la taille de la fenêtre d'auscultation, sans quoi l'indice pourrait par exemple être le même pour un très gros bloc et un sable fin.
4. La fenêtre d'auscultation doit être suffisamment grande pour présenter une texture relativement homogène (Caloz et Collet, 2001).
5. Le substrat doit être uniforme sur la parcelle qui est utilisée pour calibrer le modèle (Carbonneau *et al.*, 2004).

6. Le plus petit grain détectable doit être plus grand que la résolution de l'image (Carbonneau *et al.*, 2004; Verdu *et al.*, 2005; Caloz et Collet, 2001). En deçà de la taille du pixel au sol, la relation entre l'indice de texture et la taille du substrat n'est plus la même.

2.5 Objectif

Étant donné l'importance d'effectuer les études d'habitat en rivière à de plus grandes échelles, il apparaît nécessaire de développer des méthodes permettant de décrire facilement les environnements lotiques sur de très vastes superficies. L'imagerie aérienne apparaît naturellement comme étant une technique permettant de ramasser des données sur de très grandes superficies. Le traitement numérique des images par analyse de texture a déjà démontré son potentiel dans l'évaluation de la taille du substrat (Carbonneau *et al.*, 2004). L'objectif de cette première partie du mémoire est d'utiliser des images aériennes haute résolution pour évaluer la taille médiane du substrat sur un lien sédimentaire de la rivière Dartmouth, en Gaspésie. Pour ce faire, l'indice de texture choisi est l'indice d'entropie (équation 2.3). L'entropie n'a, pour l'instant, jamais été utilisée pour évaluer la taille du substrat, mais comme il s'agit d'une mesure de désordre, on s'attend à ce qu'elle puisse fournir des informations sur la taille du substrat. Plus précisément, il s'agira de :

1. **Évaluer la taille du substrat sec** (partie exondée de la rivière). Cet objectif sera atteint en élaborant un modèle de régression entre l'indice de texture de l'image et la valeur de la taille du substrat mesurée au sol.
2. **Vérifier la transférabilité du modèle d'une image à l'autre.** Il s'agira essentiellement de comparer ce que l'on aurait obtenu en effectuant deux calibrations différentes sur deux sites.
3. **Vérifier si l'indice reproduit la tendance de la taille du substrat** à décroître de l'amont vers l'aval à l'intérieur d'un même lien sédimentaire. Il s'agira de mettre en relation la taille estimée moyenne du substrat pour chaque image avec la position de l'image dans le maillon sédimentaire. Les résultats seront comparés à ceux obtenus par Kim (2009) dont l'étude se basait sur des données de terrain.
4. **Élaborer un modèle similaire sur le substrat mouillé.** La méthode utilisée est essentiellement la même que pour le substrat mouillé, mais la présence d'une colonne d'eau modifie la relation entre la hauteur d'eau et l'indice d'entropie.

Chapitre 3

Estimation de la taille du substrat : cadre expérimental

Ce chapitre présente les aspects méthodologiques et expérimentaux qui conduiront à l'évaluation de la taille du substrat par l'analyse de la texture des images aériennes haute résolution. La première section porte sur le site étudié et expose quelques détails complémentaires à la description présentée au chapitre 1 et pertinents pour l'étude du substrat de la rivière Dartmouth. La section suivante détaille la méthodologie employée pour la prise des images aériennes.

La méthode utilisée étant complètement empirique, elle requiert des données de calibrations, qui permettront d'établir le lien entre la taille du substrat et l'indice de texture choisi. Ces données et la façon dont elles ont été recueillies sont présentées à la section 3.3. Les sections suivantes présentent en détail les méthodes de calibration et de validation, la façon dont sera vérifiée la transférabilité du modèle d'une image à l'autre et la méthode d'application à l'échelle du maillon sédimentaire. Le lecteur pourra s'aider du schéma présenté à l'annexe A pour localiser les sites et le nombre de données mesurées sur chaque site.

3.1 La rivière Dartmouth

Sur ses 12,5 derniers kilomètres, la rivière Dartmouth ne comprend qu'un maillon sédimentaire, initié par un canyon creusé dans la roche en place. Dans la portion amont du maillon sédimentaire, c'est-à-dire dans la zone d'apport en sédiments grossiers, le lit

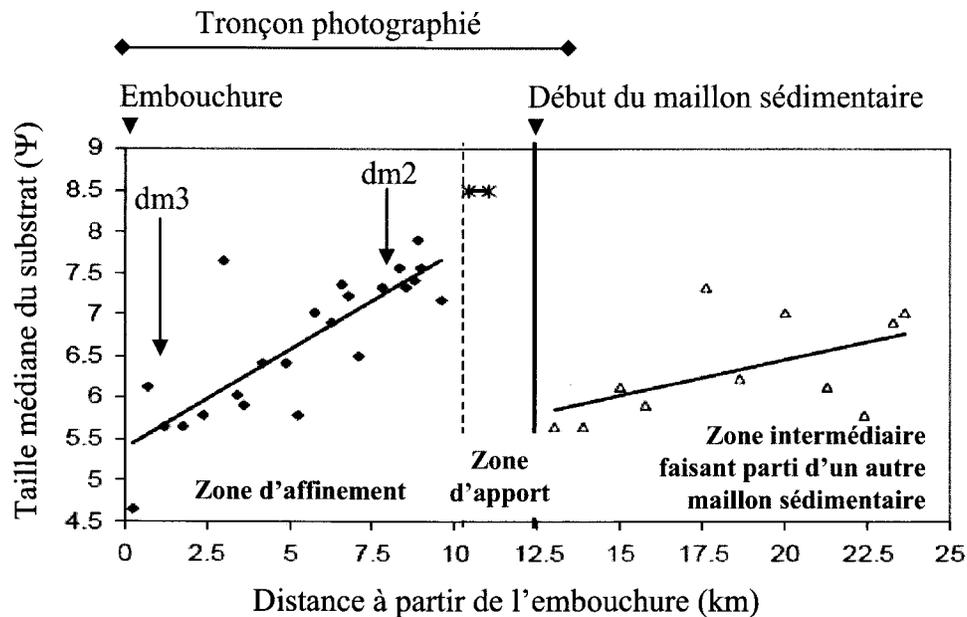


FIGURE 3.1 – Lien sédimentaire de la rivière Dartmouth. La figure est tirée de Kim (2009). Les différentes zones du maillon sédimentaire, l'étendue de la couverture des images aériennes et la localisation des sites de calibration DM2 et DM3 par rapport au maillon sédimentaire délimité par Kim (2009) sont identifiées par les abréviations dm3 et dm2. Les galets ont été mesurés dans les sections les plus grossières de chaque site.

est composé de roche en place, de blocs et de graviers grossiers. La roche (sédimentaire) est très friable et les graviers, généralement verdâtres (mudrock vert), parfois rougeâtres (mudrock rouge), sont plats et anguleux. La majeure partie de la zone d'affinement est recouverte des mêmes graviers. La faible action glaciaire n'a pas laissé d'erratiques, sinon quelques roches magmatiques provenant des Chic-Chocs. La rivière se termine par un delta sableux qui s'étend dans la baie de Gaspé.

La roche en place est apparente dans la majeure partie de la zone d'apport. Les images correspondant à ces zones ont été retirées du lot et ne seront pas utilisées dans le traitement, car la présence de fortes structures linéaires dans la roche en place nécessite un traitement d'image différent (qui impliquerait, par exemple, des filtres linéaires). La zone deltaïque en aval n'a pas été photographiée. Donc, seules la zone d'affinement du dernier maillon ainsi que la fin du maillon précédent sont étudiées.

3.2 Les images aériennes

Le type de capteur utilisé est un appareil photo numérique qui prend des images à trois bandes dans le visible (rouge, bleu et vert). Les images aériennes ont été prises par la compagnie Xeos à l'aide d'un appareil photo numérique de marque Kiel4959 fixé à un avion. L'avion a survolé les 13,2 km le plus en aval de la rivière Dartmouth le 8 juillet 2006 entre 8 h 20 et 9 h à une altitude moyenne d'environ 460 m. Au total, 260 images ont été prises. Quelques sections étant situées dans les zones de roche en place où la technique d'extraction de l'information ne peut être utilisée, 25 images ont été retirées du lot et devront, éventuellement, être traitées autrement. Les images ont une dimension de 4288×2848 pixels. L'altitude de l'avion lors de la prise des photos varie entre 440 m et 560 m, alors que l'altitude du lit de la rivière varie entre 2 m et 45 m. Les écarts de distance entre l'avion et la rivière engendrent des variations de la résolution au sol des images de l'ordre de 12 %. La résolution au sol des images est d'environ 30 mm, la profondeur du pixel est de 24 bits et la longueur focale est de 85 mm.

Les images ont été classifiées à l'Université de Durham (Angleterre) avec le logiciel *Definiens*. Un géoréférencement a été effectué de façon automatisée par Patrice Carbonneau. Enfin, les images ont été rectifiées les unes par rapport aux autres manuellement dans le logiciel ArcGIS. L'annexe B présente les détails méthodologiques de la classification.

3.3 Données de calibration

L'élaboration du modèle qui permettra d'estimer la taille du substrat à partir d'un indice de texture nécessite des données de calibration. Les données de calibration ont été prises sur deux sites (DM2 et DM3). Ces sites sont situés respectivement à 4,8 km et à 11,7 km de la tête du lien sédimentaire (figure 3.1). Les images aériennes correspondant le mieux à ces deux sites sont les images DM9988 et DM9767 (respectivement, les figures 3.2 et 3.3), mais le recouvrement entre les images fait en sorte que la plupart des parcelles de calibration sont visibles sur deux images. L'indice granulométrique choisi est la taille médiane du substrat (D_{50}). La taille médiane moyenne du substrat sur l'ensemble du site DM2 est de 53,2 mm. Celle du site DM3 est de 43,7 mm. Les figures 3.2 et 3.3 présentent les images aériennes des deux sites de calibration ainsi que la position des parcelles qui ont servi à la calibration.



FIGURE 3.2 – Site de calibration DM2 et position des parcelles utilisées pour la calibration.



FIGURE 3.3 – Site de calibration DM3 et position des parcelles utilisées pour la calibration.

La façon de mesurer la taille du substrat diffère selon que l'on soit sur le banc exondé ou sur le lit mouillé. Sur les bancs exondés, le D_{50} a été mesuré à l'aide de photographies numériques au sol. Il s'agit de prendre une photo au sol du substrat en prenant soin d'inclure une mesure d'échelle, comme une règle (voir un exemple à la figure 3.4). La distance entre l'appareil et le sol photographié doit être un compromis entre la précision désirée et la surface que l'on souhaite couvrir. Il est par la suite possible de traiter numériquement les images pour obtenir la taille du substrat. Certaines méthodes utilisent des algorithmes de segmentation relativement poussés afin de distinguer les contours de chacune des roches pour les mesurer (Graham *et al.*, 2005). La méthode choisie dans ce cas-ci est beaucoup plus simple. Elle est basée sur la méthode d'échantillonnage systématique de Wolman (1954). Il s'agit de tracer un quadrillage sur l'image et de mesurer manuellement (ou à l'aide d'un logiciel) toutes les roches se trou-

vant aux intersections du quadrillage. Comme la méthode classique de Wolman, cette méthode ne permet qu'un échantillonnage de surface, ce qui convient tout de même très bien à l'étude de l'habitat des poissons, car c'est la partie du substrat qu'ils utilisent. De plus, les images aériennes ne captent, elles aussi, que la surface. Cette méthode est très sensible à l'imbrication des particules, qui masque souvent la longueur réelle de l'axe le plus long (l'axe a). Cette source d'erreur sera plus importante si les roches sont plates (comme les roches de la Dartmouth) que si elles sont rondes. 25 parcelles ont été photographiées sur le site DM2 et 27 sur le site DM3.

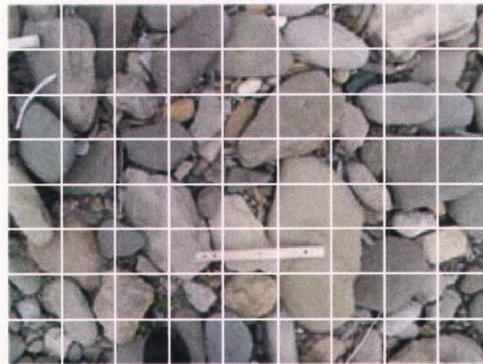


FIGURE 3.4 – Exemple de photographie au sol. Les mesures sont prises aux intersections du quadrillage blanc.

Le substrat situé dans la zone immergée du lit a été évalué différemment sur les deux sites de calibration. Sur le site DM2, la taille du substrat a été évaluée visuellement. Cette méthode, récemment proposée par Latulippe *et al.* (2001), permet une évaluation très rapide de la taille du substrat. Le procédé est le suivant : l'échantillonneur observe une parcelle d'environ 1m^2 , il identifie la roche qui lui semble représenter la taille médiane des roches qu'il observe puis il mesure l'axe b de cette roche. La méthode est évidemment très rapide, mais pour être efficace, l'échantillonneur doit être expérimenté. De plus, les résultats obtenus par l'échantillonneur sont toujours biaisés et il est nécessaire d'établir une courbe de calibration entre la médiane « réelle » du substrat et la médiane évaluée par l'échantillonneur. Dans l'étude menée par Latulippe *et al.* (2001), l'erreur moyenne relative est d'environ 20 %. Il est à noter que cette technique a été développée et testée pour des graviers arrondis et qu'elle n'a pas été testée pour les graviers plats et imbriqués comme ceux de la rivière Dartmouth (Latulippe *et al.*, 2001).

La personne qui a fait l'évaluation visuelle de la taille du substrat sur le site DM2 de la rivière Dartmouth est assez expérimentée, mais aucune courbe de calibration n'a

été tracée pour corriger son biais. Les évaluations brutes, probablement biaisées, ont donc été utilisées pour la calibration. Le nombre de parcelles évaluées est de 40.

Sur le site DM3, la mesure du substrat s'est faite avec la méthode de Wolman (1954). À peine une dizaine de parcelles ont été mesurées, ce qui est nettement insuffisant pour tenter une calibration. De plus, les parcelles choisies ne couvraient qu'une mince étendue de taille de substrat et de profondeur. Ainsi, l'ensemble des données du site DM3 a été exclu des traitements subséquents. Elles ne sont donc pas présentées dans ce mémoire.

Toutes les parcelles ont été positionnées avec une station totale (RTK) dont la précision est de l'ordre du millimètre. Le référencement des images aériennes dans le système de coordonnées de la station totale a été effectué dans ArcGIS grâce à des bornes visibles sur les images aériennes. L'erreur de référencement est d'environ 2 pixels, ce qui est nettement inférieur à la taille de la fenêtre d'auscultation, qui est de 22×22 pixels

3.4 Méthode pour l'estimation de la taille du D_{50} à partir des images aériennes

3.4.1 Calibration du modèle

Les indices de texture, largement utilisés en traitement d'image, ont démontré leur potentiel dans les travaux antérieurs. Ils semblent presque aussi efficaces que les variogrammes tout en étant moins sujets aux choix de l'utilisateur (qui concernent notamment le choix du variogramme théorique) et en nécessitant moins de temps de calcul. Le choix d'un indice de deuxième ordre, plutôt qu'un indice de premier ordre, permet d'intégrer une dimension spatiale. L'indice choisi, l'entropie de deuxième ordre (équation 2.3), est un indicateur de désordre. L'indice s'interprète comme suit : l'entropie est élevée si on retrouve souvent les mêmes couples de pixels et faible dans le cas contraire. Elle sera donc basse pour les graviers et élevée pour les sables.

Parce que les indices de texture se calculent sur des images monochromes, il est nécessaire de ramener les images couleur à trois bandes en une seule bande. Pour ce faire, il est possible de simplement choisir une seule des trois bandes (par exemple le rouge) ou de convertir l'image en tons de gris en éliminant la teinte et la saturation pour ne retenir que la luminosité. La conversion de l'image en tons de gris offre l'avantage

de minimiser l'effet de la couleur des roches sur l'indice de texture (figure 3.5). La conversion en tons de gris a été effectuée avec la fonction *rgb2gray* de Matlab.

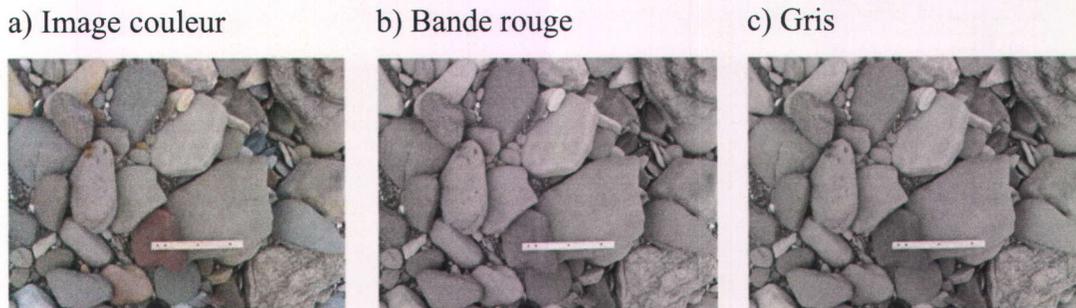


FIGURE 3.5 – Lithologie et choix de l'image monochrome

La matrice de cooccurrence des niveaux de gris (MCNG) a été obtenue en utilisant la fonction *graycomatrix* de Matlab. La MNGC calculée par cette fonction diffère légèrement de celle présentée au chapitre précédent (section 2.3), car elle ne compte les paires que dans un sens (le résultat est une MCNG qui n'est pas symétrique). La taille de la fenêtre d'auscultation est de 22×22 pixels, le rayon est de 1 pixel et le nombre de tons de gris a été réduit à 64. Ces paramètres ont été choisis de façon à optimiser les résultats. Les paramètres sélectionnés sont ceux qui donnant les meilleurs R^2 lors de la validation croisée. En tout, 51 parcelles, distribuées sur deux sites (voir annexe A), étaient disponibles pour la calibration.

L'indice d'entropie a été calculé avec la fonction *entropy* de Matlab. La relation entre l'entropie et la valeur médiane du substrat a été effectuée par régression linéaire simple (fonction *regress* de Matlab). Les statistiques utilisées pour évaluer la qualité de la calibration sont :

Le degré de signification de l'équation de régression. Il s'agit de vérifier si la pente de la droite de régression et l'ordonnée à l'origine sont significativement différentes de zéro avec un test de Fisher ;

Le R^2 . Dans le cas d'une régression linéaire simple, le R^2 exprime le pourcentage de la variance exprimé par la variable prédictive (Lachapelle, 1986). Un R^2 élevé est donc signe d'une meilleure calibration ;

La distribution des résidus. Pour que le résultat d'une régression soit valable, les résidus doivent suivre une loi normale. La normalité peut être vérifiée avec le test de Lilliefors (commande *lillietest* de Matlab) ;

La variance des résidus en fonction de la variable prédictive (ici, l'entropie). Pour que le résultat d'une régression soit valable, la variance des résidus doit être constante. Cet aspect sera évalué visuellement.

3.4.2 Validation

La validation a été effectuée par validation croisée. Les statistiques de validation utilisées sont les suivantes :

L'erreur moyenne :

$$\frac{\sum_{i=1}^N (e_i - \hat{e}_i)}{N} \quad (3.1)$$

L'erreur moyenne absolue :

$$\frac{\sum_{i=1}^N (|e_i - \hat{e}_i|)}{N} \quad (3.2)$$

L'erreur type (en anglais «RMSE»)

$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (e_i - \hat{e}_i)^2}{N}} \quad (3.3)$$

L'erreur relative moyenne :

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|e_i - \hat{e}_i|}{e} \quad (3.4)$$

où e est la valeur mesurée, \hat{e} est la valeur prédite par la régression et N est la taille de l'échantillon. L'erreur moyenne est considérée comme des indicateurs du biais alors que l'erreur moyenne absolue et l'erreur type sont considérées comme un indicateur de la précision. L'erreur relative moyenne permet d'évaluer l'erreur par rapport à la taille du substrat.

3.5 Transférabilité du modèle d'une image à l'autre

Étant donné l'hétérogénéité des environnements fluviaux photographiés, il est possible qu'un modèle ne soit pas transférable d'une image à l'autre. Comme on souhaite appliquer la méthode sur plusieurs images, il est nécessaire de vérifier s'il est adéquat d'appliquer la même relation à toutes les images. Idéalement, il aurait fallu procéder avec des données de validation sur d'autres images, mais aucune donnée de ce genre n'est disponible. La transférabilité sera donc vérifiée, premièrement, en comparant la calibration que l'on aurait obtenue en séparant les données des deux sites de calibration, et deuxièmement, en comparant les indices d'entropie obtenus pour une même parcelle de calibration sur deux images successives.

La comparaison des calibrations se fera en comparant les pentes des deux droites de régression du D_{50} sur l'indice d'entropie. La comparaison des indices obtenus pour une même parcelle sur deux images successives se fera avec un test de signe non paramétrique sur des données pairées (fonction *signtest* de Matlab).

3.6 Application à l'échelle du maillon sédimentaire

Afin d'évaluer le potentiel d'utilisation des images aériennes haute résolution en géomorphologie, la relation obtenue a été appliquée à toutes les images et la valeur moyenne de substrat calculée pour chaque image sur les zones exondées a été mise en relation avec la position des images par rapport à l'embouchure de la rivière. Aucune mesure de validation n'est disponible pour quantifier la qualité des résultats obtenus lors du transfert du modèle sur d'autres images que celles à partir desquelles la calibration a été effectuée. Néanmoins, le fait que l'indice d'entropie et la taille estimée du substrat varient de la même façon que la taille mesurée du substrat sera considéré comme étant un indicateur du potentiel de la méthode. La tendance sera comparée à celle mesurée par Kim (2009) (figure 3.1), qui a étudié, de façon complètement indépendante, le lien sédimentaire de la Dartmouth.

Chapitre 4

Résultats de l'estimation de la taille du substrat

Ce chapitre présente les résultats obtenus pour calibrer le modèle permettant d'estimer la taille du substrat à partir de l'indice de texture. La première section porte sur l'évaluation du D_{50} sur le substrat sec. On y détaille les calibrations obtenues et les résultats de la validation. La sous-section suivante porte sur la transférabilité du modèle ; elle constitue une justification du regroupement des données des deux sites. Enfin, la dernière sous-section est une application du modèle à l'échelle du maillon sédimentaire, qui permet de vérifier si la méthode peut reproduire la tendance du substrat à s'affiner vers l'aval. La section 4.2 présente les tentatives d'élaboration d'un modèle similaire sur le substrat mouillé, c'est-à-dire sur la portion du lit submergée.

4.1 Substrat sec

4.1.1 Élaboration du modèle pour l'estimation de la taille du D_{50}

Calibration obtenue à partir des données complètes

Les données de calibration qui permettent d'obtenir une relation entre la taille du substrat et l'indice d'entropie ont été prises sur deux sites distants d'environ 7 km. Puisqu'il est souhaitable d'appliquer la même équation à l'ensemble des images de la

Dartmouth, les deux groupes de données de calibration ont été regroupés pour établir une droite de régression commune. Les résultats sont illustrés à la figure 4.1. La relation est significative ($p < 0,01$).

Pour que le modèle de régression linéaire soit adéquat, la relation doit d'abord être linéaire. Ce postulat a été vérifié en analysant les données du site DM2. Le choix de ce site est justifié par le fait qu'il couvre un plus large éventail de tailles de substrat. La figure 4.2 permet de constater que la relation n'est pas linéaire. Dans ce cas, il aurait été possible de tenter de linéariser la relation en transformant les données (en prenant par exemple le logarithme du D_{50}). Or en considérant la méthode de traitement d'image choisie, on peut interpréter la forme du graphique autrement. On sait qu'un indice de texture mesure la variation du ton de gris des pixels à l'intérieur d'une fenêtre d'auscultation. Il est alors tout à fait plausible que la relation entre l'indice de texture et la taille du substrat change lorsque la taille du substrat est inférieure à celle du pixel. Dans ce cas-ci, la taille du pixel est de 30 mm. En observant la figure 4.2 à la lumière de cette information, ce qui apparaissait comme une relation logarithmique apparaît désormais comme une relation linéaire dans l'intervalle de D_{50} supérieur à 30 mm. Il est dès lors évident que lorsque la taille du substrat est inférieure à la taille du pixel, la nature de la relation entre les deux variables change. En deçà de ce seuil, l'entropie ne donne plus d'indication sur la taille du substrat. La figure 4.3c montre d'ailleurs que la variance des résidus est plus élevée lorsque la taille du substrat est plus petite. Ainsi, la résolution au sol des images justifie le retrait des valeurs inférieures à 30 mm.

La figure 4.3 permet de vérifier visuellement le comportement des résidus de la régression. La distribution des résidus est normale ($p < 0,05$), mais leur variance n'est pas constante ; elle a tendance à être plus petite pour des valeurs d'entropie plus élevées.

Retrait des valeurs inférieures à 30 mm

En retirant toutes les valeurs inférieures à 30 mm, on obtient la calibration présentée à la figure 4.4. La relation est significative ($p < 0,05$) et les résidus sont normaux ($p < 0,05$). La variance des résidus en fonction de l'entropie (figure 4.5b) est plus stable que lors de la calibration sur toutes les données. La variance des résidus en fonction de la taille du substrat (figures 4.5c) présente une certaine tendance qui indique que le modèle tend à sous-estimer la taille du substrat grossier. Une procédure de Box Cox a été appliquée pour vérifier si une transformation des variables aurait pu améliorer le modèle. Les résultats de la procédure de Box Cox ne suggèrent aucune transformation. Quelques transformations ont tout de même été tentées, mais aucun modèle n'a donné de meilleurs résultats que le modèle sans transformation.

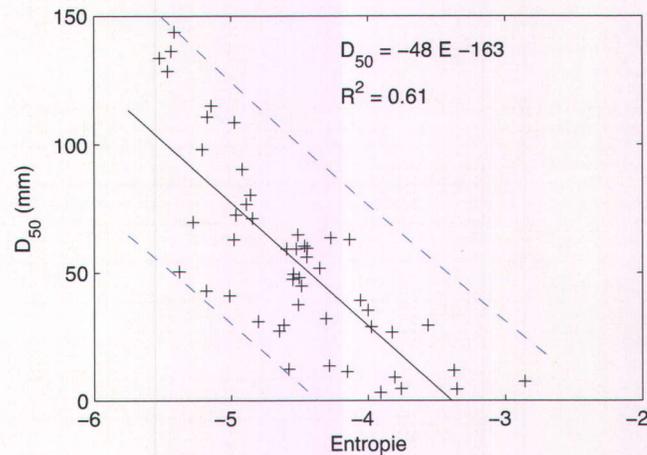


FIGURE 4.1 – Calibration des deux sites combinés, données complètes. Données (+), droite de régression (—) et intervalle de prédiction à 95% (- -).

Validation et comparaison des résultats obtenus avec les données complètes et tronquées

Le tableau 4.1 présente la synthèse des résultats de la calibration et de la validation. Le R^2 obtenu avec toutes les données est meilleur que celui obtenu en enlevant les valeurs de substrat inférieures à 30 mm, ce qui ne surprend guère puisque la taille de l'échantillon tronqué est plus petite ($N_{\text{complet}} = 50$, $N_{\text{tronqué}} = 37$). La variance est toutefois plus stable avec les données tronquées qu'avec les données complètes. En ce qui concerne la validation, les résultats sont meilleurs avec l'échantillon tronqué, particulièrement si l'on s'intéresse à l'erreur relative moyenne. Dans tous les cas, le biais est très faible.

4.1.2 Transférabilité du modèle d'une image à l'autre

Comparaison des deux sites de calibration

La section précédente montrait les résultats obtenus sur les deux images regroupées. Or, il est naturel de s'interroger à savoir si la nature de la relation est la même sur les deux images. Pour ce faire, une calibration séparée a été effectuée pour chaque site. La figure 4.6 présente séparément les résultats de la régression pour les deux sites de calibration. Dans les deux cas, les relations sont significatives ($p < 0,01$) et la distribution des résidus est normale ($p < 0,05$). La variance des résidus n'est cependant pas constante, elle a tendance à être plus petite pour des valeurs d'entropie plus élevées.

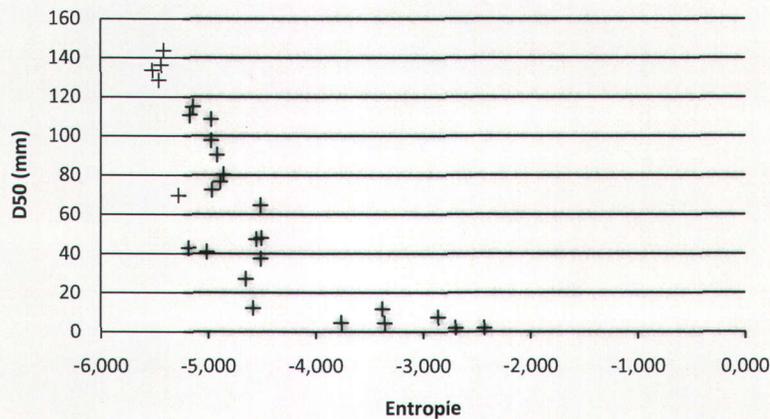


FIGURE 4.2 – Visualisation des données du site DM2 et vérification de la linéarité de la relation.

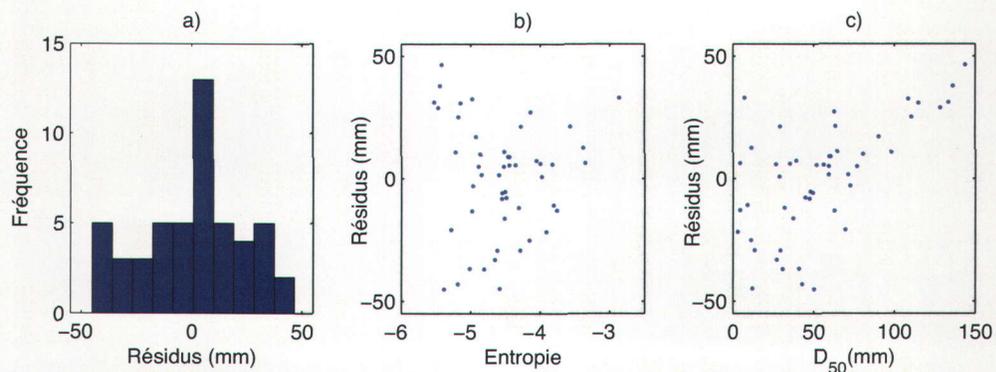


FIGURE 4.3 – Analyse des résidus, données complètes. a) Distribution des résidus. b) Variance des résidus en fonction de l'entropie. c) Variance des résidus en fonction du D_{50} . On remarque la forme en cône des graphiques b et c, qui indique un problème d'homoscédasticité.

En comparant les deux figures, on remarque d'abord que la pente de la droite de régression du site DM2 est plus forte que celle du site DM3 et que les ordonnées à l'origine sont différentes. Les différences de pentes sont significatives ($p < 0,05$). En théorie, ceci devrait empêcher la combinaison des deux groupes de données en une seule droite de régression. On remarque toutefois que l'étendue des valeurs de D_{50} diffère sur les deux sites. Le site DM2 couvre une amplitude de D_{50} allant de 3 mm à 144 mm alors

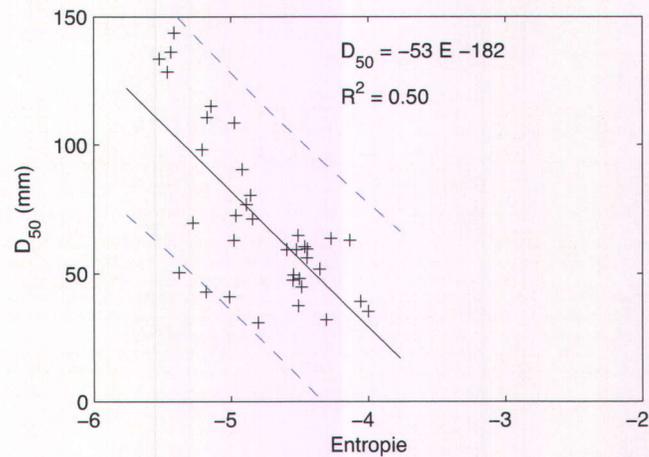


FIGURE 4.4 – Calibration des deux sites combinés, données supérieures à 30 mm. Données (+), droite de régression (-) et intervalle de prédiction à 95% (- -).

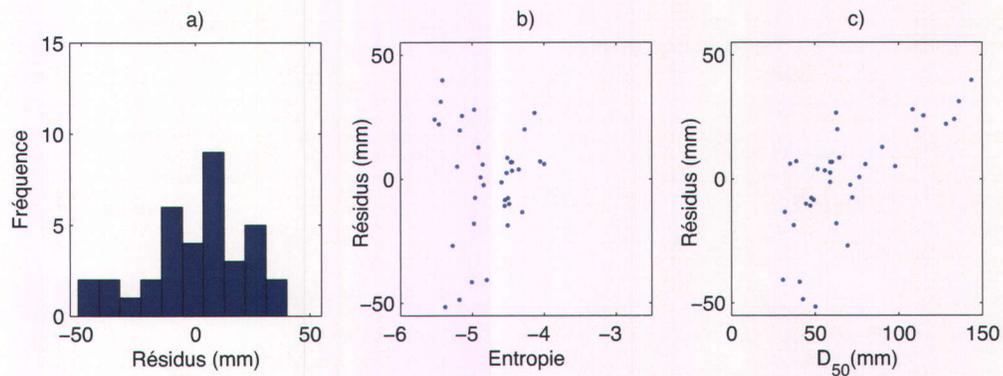


FIGURE 4.5 – Analyse des résidus, données supérieures à 30 mm. a) Distribution des résidus. b) Variance des résidus en fonction de l'entropie. c) Variance des résidus en fonction du D_{50} .

que le site DM3 couvre des D_{50} allant de 4 mm à 98 mm. Ces différences pourraient expliquer l'écart entre les pentes et les ordonnées à l'origine.

Le R^2 de la calibration du site DM2 est plus élevé que celui du site DM3. Ceci s'explique, d'une part, par le fait que l'image du site DM3 est un peu floue et, d'autre part, par le fait que les valeurs de D_{50} du site DM2 sont plus élevées (la variance est plus faible pour des substrats plus grossiers).

TABLEAU 4.1 – Synthèse de la calibration et de la validation du substrat sec.

	Données complètes	Données tronquées ($D_{50} > 30$ mm)
Statistiques de calibration		
Équation de la droite	$D_{50} = -48E - 163$	$D_{50} = -53E - 182$
Test de signification de la droite (Fisher)	Significatif ($p < 0,05$)	Significatif ($p < 0,05$)
R^2	0,61	0,50
Distribution des résidus	Normale ($p < 0,05$)	Normale ($p < 0,05$)
Variance des résidus	Décroissante	Décroissante, tendance moins prononcée.
Statistiques de validation croisée		
Erreur moyenne (mm)	-0,27	-0,23
Erreur absolue moyenne (mm)	19,44	18,20
Erreur-type (mm)	24,03	23,55
Erreur relative moyenne (%)	84	31

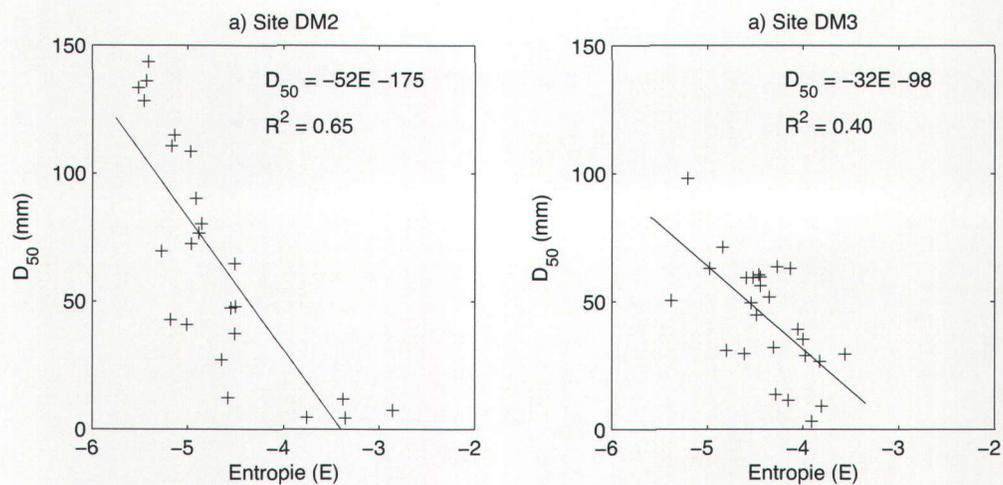


FIGURE 4.6 – Calibration des deux sites, pris séparément. Données (+) et droite de régression (-).

Comparaison de l'entropie d'une même parcelle sur deux images consécutives

Le recouvrement des images fait en sorte que la majorité des parcelles utilisées pour la calibration sont visibles sur deux images. On s'attend à ce que la valeur d'entropie

mesurée sur une même parcelle soit la même sur les deux images sur lesquelles elle est visible. Un test de signe a démontré que les mesures d'entropie ne sont pas significativement différentes d'une image à l'autre.

4.1.3 Application à l'échelle du maillon sédimentaire

La figure 4.7a présente la valeur d'entropie moyenne du substrat sec de chaque image aérienne, selon sa position par rapport à l'embouchure. Afin de couvrir l'ensemble de la rivière, l'avion est parfois passé à plusieurs reprises au-dessus d'un même tronçon, ce qui explique qu'il y ait plusieurs images associées à une même distance sur la figure 4.7a. L'indice d'entropie diminue de l'embouchure vers l'amont sur environ 11 km. À partir de ce point, l'indice d'entropie augmente radicalement. Ces observations correspondent à une augmentation de la taille estimée du substrat de l'embouchure vers l'amont, jusqu'au début du second maillon sédimentaire. Cette observation cadre bien avec le modèle du maillon sédimentaire et avec les observations faites par Kim (2009) (voir figure 2.3).

On remarque sur la figure 4.7a la présence de colonnes d'erreurs (encadrées). Afin d'expliquer, au moins en partie, ces erreurs, la figure sous-jacente (figure 4.7b) présente la variation de l'altitude de l'avion selon la position dans la rivière. Dans certaines sections, l'avion a dû effectuer plusieurs passages pour couvrir toute la largeur de la rivière. Les sauts d'altitudes importants correspondent à plusieurs passages dans la même section de la rivière. On remarque que les colonnes d'erreurs correspondent à de grandes variations d'altitude de l'avion.

Afin de faciliter la comparaison avec les travaux antérieurs, l'équation de la droite de régression (figure 4.1) a été appliquée à toutes les images. Étant donné qu'il est impossible de retirer les valeurs inférieures à 30 mm sans biaiser la moyenne de la taille du substrat pour chaque image, la relation choisie est celle obtenue avec toutes les données de calibration (figure 4.1). La figure 4.8 présente les résultats obtenus pour la zone d'affinement du dernier lien sédimentaire. La relation est significative ($p < 0,05$). La figure 4.9 présente la même information à la différence que les unités utilisées pour l'axe des ordonnées sont les mêmes que celles utilisées par Kim (2009) (figure 3.1), ce qui facilite la comparaison.

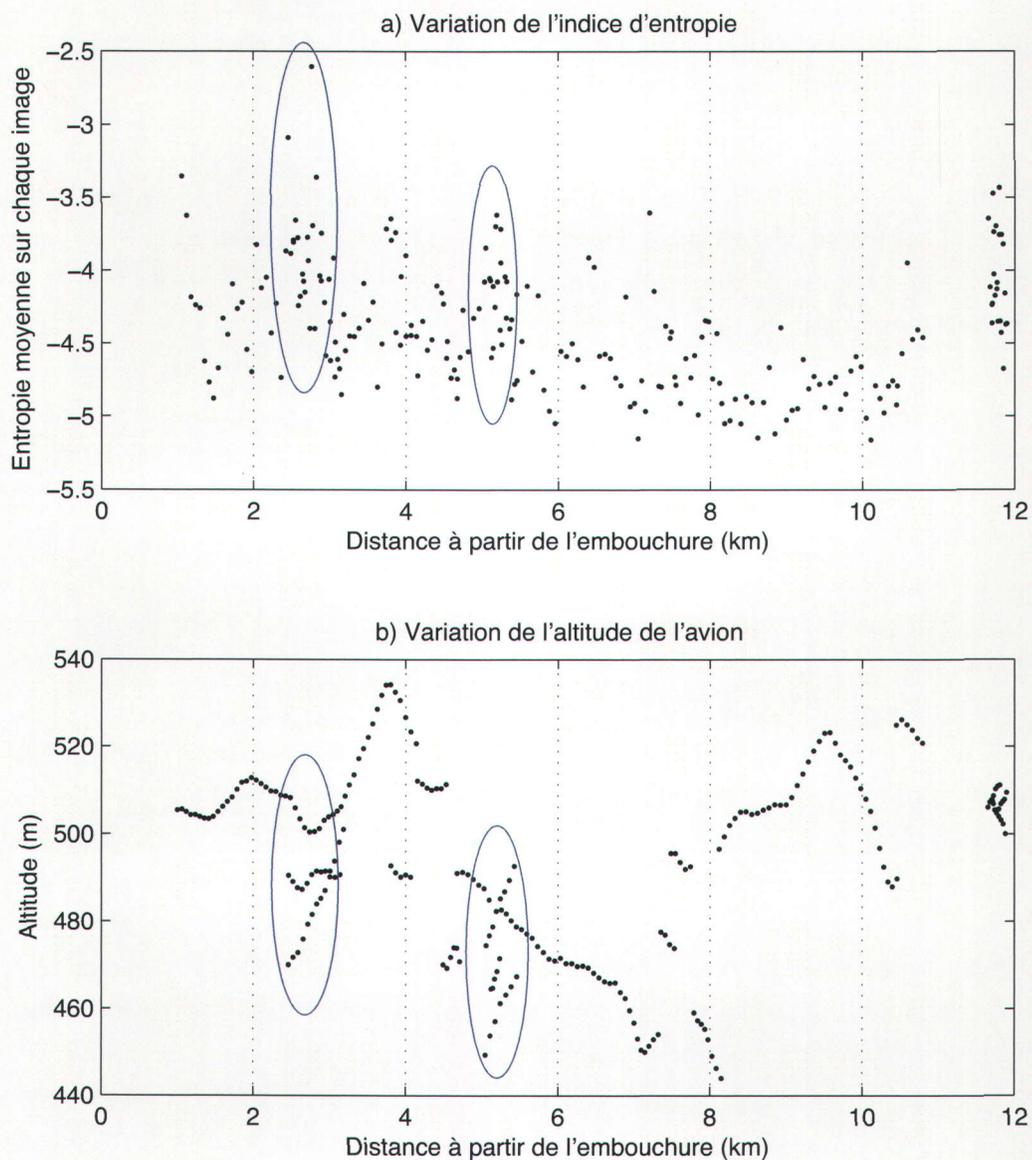


FIGURE 4.7 – Variation de l'indice d'entropie (a) et de l'altitude de l'avion (b) le long de la rivière. Les points encadrés en bleu correspondent aux colonnes d'erreurs. Les sauts d'altitude correspondent à plusieurs passages de l'avion au même endroit.

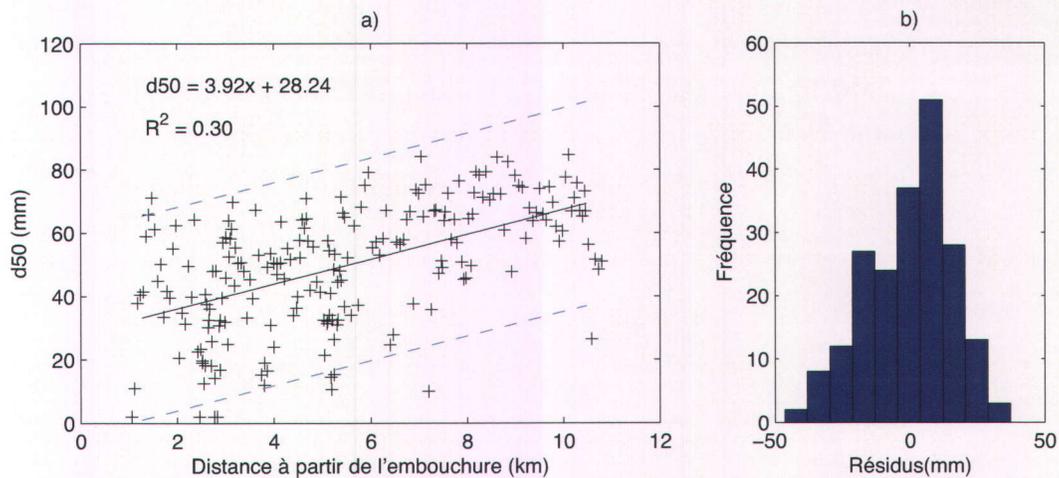


FIGURE 4.8 – Variation du D_{50} estimé le long de la zone d'affinement du dernier lien sédimentaire.

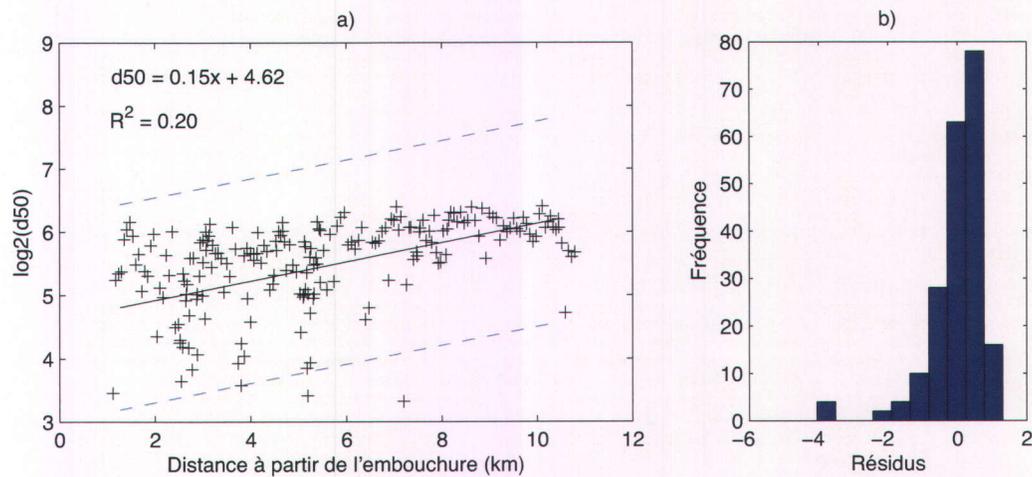


FIGURE 4.9 – Variation du D_{50} estimé le long de la zone d'affinement du dernier lien sédimentaire, échelle logarithmique.

4.2 Substrat mouillé

En ce qui concerne l'évaluation de la taille du substrat dans le lit mouillé, plusieurs essais ont été réalisés afin de trouver une relation significative entre la taille du substrat et l'indice d'entropie : utilisation de toutes les données, retrait des points dans les zones de remous, retrait des points dans les zones plus profondes, etc. Aucune des tentatives n'a permis d'obtenir une relation significative. La figure 4.10 présente la relation obtenue en incluant tous les points. Cette relation n'est pas significative ($p = 0,13$). De plus, d'après un test de signe, la valeur d'entropie pour un même endroit est significativement différente d'une image à l'autre ($p < 0,01$).

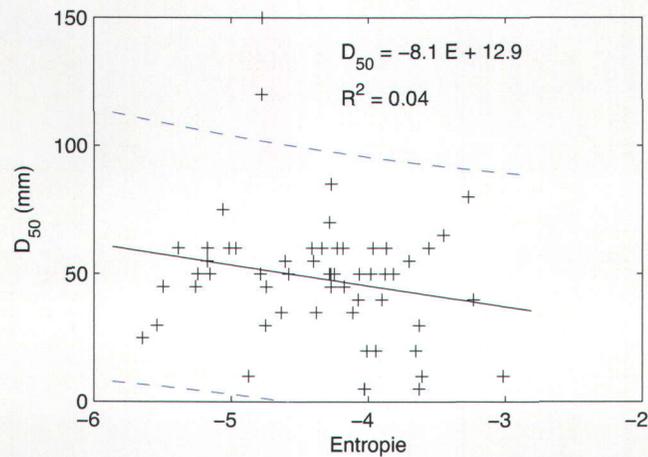


FIGURE 4.10 – Calibration sur le lit mouillé. Données (+), droite de régression (-) et intervalle de prédiction à 95% (- -).

Chapitre 5

Discussion sur l'estimation de la taille du substrat

Les résultats du chapitre précédent montrent que l'indice d'entropie permet d'estimer la taille du substrat sec à partir d'une image aérienne dont la résolution au sol est de 30 mm et de données de calibration prises au sol. La relation est significative ($p < 0,05$), non biaisée (erreur moyenne de -0,23 mm) et l'indice utilisé explique la majorité de la variance ($R^2 > 0,50$). L'intervalle de confiance sur la prédiction et l'erreur moyenne absolue sont cependant relativement élevés, ce qui se traduit par une faible précision du modèle. En ce qui concerne le lit mouillé, aucune relation entre l'indice d'entropie et la taille du substrat n'a été observée.

Il convient maintenant de discuter des limites du modèle prédictif sur le substrat sec et des aspects méthodologiques qui ont pu entraver la précision des résultats, dans le cas du substrat sec, et empêcher l'élaboration d'un modèle, dans le cas du substrat mouillé. Les résultats et les aspects méthodologiques seront ensuite comparés, dans la mesure du possible, à ceux des deux études antérieures dans lesquelles on a tenté d'utiliser les images aériennes pour estimer la taille du substrat, soient celles de Carbonneau *et al.* (2004, 2005) et de Verdu *et al.* (2005). Enfin, il sera question des applications potentielles de la méthode et des perspectives futures.

5.1 Seuils et limites du modèle

5.1.1 Une limite inférieure

Dans la calibration du substrat sec, on remarque la présence d'un seuil en deçà duquel le modèle perd de son pouvoir prédictif. Cette affirmation est soutenue statistiquement par les données, premièrement par le fait que la variance des résidus est nettement supérieure pour les valeurs inférieures à 30 mm, et deuxièmement par le fait que la validation croisée donne de meilleurs résultats lorsque l'on exclut ces valeurs. Le même phénomène avait été observé par Carbonneau (2005) avec des images dont la résolution au sol était de 100 mm.

L'idée d'un tel seuil correspond d'ailleurs très bien à ce à quoi on s'attend en traitement d'image. En effet, la notion de texture est fortement dépendante de la résolution de l'image : si la taille du pixel est supérieure à la taille d'un objet, celui-ci ne sera pas perçu, à moins que sa luminance soit très différente de celle des pixels voisins (Caloz et Collet, 2001). Il en résulte que l'indice de texture d'une image dont la résolution au sol est de 30 mm peut difficilement permettre de distinguer un galet de 30 mm d'un sable de 2 mm.

5.1.2 Une limite supérieure

La valeur maximale du D_{50} mesuré pour la calibration est de 144 mm. Or, selon les travaux de Kim (2009), la taille du D_{50} grimpe au-delà de 200 mm dans la partie amont du maillon sédimentaire. Des données externes (non publiées) suggèrent par ailleurs que le D_{50} puisse atteindre 230 mm par endroits sur la Dartmouth. À moins de vouloir entrer dans l'extrapolation, il est donc nécessaire de restreindre les applications aux valeurs inférieures à 144 mm. Heureusement, les superficies couvertes par un substrat aussi gros sont petites (< 1 %) (données externes, non publiées).

Aussi, la méthode risque de présenter un seuil supérieur lié à la taille de la fenêtre d'auscultation. L'utilisation des indices de texture demande une certaine homogénéité de la distribution des tons de gris à l'intérieur de la fenêtre d'auscultation. Pour que cette condition soit respectée, la taille du substrat doit être nettement inférieure à celle de la fenêtre d'auscultation. Dans ce cas-ci, la taille de la fenêtre est de 22×22 pixels, soit environ 660×660 mm. Il n'existe pas de règles claires pour déterminer à partir de quand la texture est homogène, mais on peut facilement imaginer que, par exemple,

si un galet couvre plus de 10 % de la fenêtre d'auscultation, la texture ne sera pas homogène. Une superficie couvrant 10 % de la fenêtre d'auscultation correspondrait, dans ce cas-ci, à un galet d'environ 200 mm. Les résultats ne présentent toutefois pas de seuil supérieur, auquel cas, la variance des résidus de la régression aurait augmenté au-delà d'une certaine valeur.

5.1.3 Une limite majeure : le lit mouillé

Dans la présente étude, la méthode comporte une limite importante du fait qu'elle ne s'applique pas sur le lit mouillé qui, même en période d'étiage, correspond à la très grande majorité du lit. La taille du substrat des bancs peut donner une bonne idée de la taille du substrat immergé, mais ceci constitue une estimation assez grossière - surtout si l'on souhaite étudier l'habitat du saumon, qui ne peut qu'occuper les parties submergées. En période de crue, les bancs sont sous l'eau et les interstices sont disponibles pour le saumon, mais ceci ne correspond pas à la majorité du temps.

D'après la comparaison des valeurs d'entropie mesurées pour un même point sur deux images successives, il semble que le problème puisse être au niveau de la mesure de l'indice, car la valeur mesurée n'est pas la même sur les deux images (d'après le test de signe). On peut aussi supposer que ce soit le choix de l'indice en tant que tel qui soit un problème, ou encore, la méthode elle-même qui n'est pas appropriée.

Évidemment, la méthode d'acquisition des données au sol est sans doute une source d'erreur importante et pourrait expliquer une bonne partie de la variance non expliquée par le modèle. Toutefois, si ce n'était que de cette source d'erreur, on devrait tout de même observer une certaine relation. Car le principal problème de l'évaluation visuelle du substrat est son biais. Or ce biais ne devrait pas empêcher d'observer une relation lorsque l'on applique la régression.

5.2 Discussion des aspects méthodologiques

Les données de calibration

Les méthodes de mesure du D_{50} au sol comportent elles-mêmes une part d'imprécision qui se reflète nécessairement dans la calibration du modèle. En ce qui concerne les mesures prises sur le substrat sec, la méthode utilisée (le quadrillage de Wolman à

partir de photographies au sol) est relativement fiable. Son principal problème concerne l'imbrication des particules (voir section 3.3). Ce problème est de toute façon présent sur les images aériennes également. Un aspect plus important concerne l'homogénéité des parcelles échantillonnées, qui n'est pas toujours respectée. Certaines parcelles de calibration comportent de surcroît de la végétation, ce qui augmente l'imprécision des résultats en faisant varier l'entropie de la parcelle.

Sur le lit mouillé, les mesures de calibration ont été prises par évaluation visuelle du substrat. Cette méthode est connue pour être moins précise et biaisée lorsque, comme c'est le cas ici, les évaluations visuelles n'ont pas fait l'objet d'une calibration propre à chaque évaluateur (Latulippe *et al.*, 2001). De plus, cette méthode n'a jamais démontré son efficacité sur les galets plats et allongés de la rivière Dartmouth. La méthode de mesure au sol engendre donc un biais et une augmentation de l'erreur qui ont contribué à l'échec de la calibration.

L'altitude de l'avion

L'altitude de l'avion est directement liée à la résolution au sol de l'image, dont dépend directement l'information obtenue par l'indice d'entropie. Ainsi, de fortes variations d'altitude entraînent une erreur supplémentaire. Cette idée est confirmée par la présence de « colonnes d'erreur » sur la figure 4.7. On remarque aisément que les grandes variations d'altitude correspondent à une grande variabilité de l'indice d'entropie moyen dans une section donnée. Il serait éventuellement possible de jouer sur la taille de la fenêtre d'auscultation pour tenir compte de l'altitude de l'appareil.

L'ensoleillement

Les changements d'altitude brutaux sur la figure 4.7b signifient aussi que l'avion a survolé la zone à des heures différentes. Ainsi, en plus d'un changement d'altitude, il y a eu changement de l'ensoleillement et de l'angle du soleil. Le changement d'ensoleillement est partiellement corrigé par le mode automatique de l'appareil, qui modifie la taille de l'ouverture de l'obturateur et le temps d'exposition de façon à ce que la quantité de lumière reçue soit la même sur chaque image. L'angle du Soleil, par contre, a sans doute un effet sur la taille de l'ombre des galets et, conséquemment, sur l'indice d'entropie.

Le choix de l'indice de texture

L'entropie est une mesure du désordre. Dans le cas du substrat sec, l'indice d'entropie explique la majorité de la variance ($R^2 > 0,50$) et la relation est significative. De plus, l'indice d'entropie calculé pour une même parcelle sur deux images consécutives est le même ($p > 0,05$). Ceci permet de conclure que la mesure du désordre est liée à la taille du substrat. On peut toutefois se demander si un indice mesurant le contraste ou la variance n'aurait pas donné de meilleurs résultats. Il serait judicieux, dans des travaux futurs, de tenter plusieurs indices de texture pour choisir le meilleur.

Dans le cas du substrat mouillé, il est clair que l'indice d'entropie est beaucoup trop sensible à d'autres facteurs que la taille du substrat, notamment à la présence de reflets. D'ailleurs, les indices d'entropie calculés sur une même parcelle pour deux images consécutives sont significativement différents ($p < 0,05$). Dans le cas du lit mouillé, il est peu probable que d'autres indices donnent de meilleurs résultats, la texture étant nécessairement fortement influencée par les reflets. L'application d'un filtre numérique pour supprimer les reflets poserait problème en atténuant systématiquement les contrastes, mais l'utilisation d'un filtre polarisé sur la lentille de l'appareil photo pourrait atténuer l'effet des reflets.

Le choix du modèle

La relation a été établie par régression linéaire simple, une méthode efficace, relativement simple et très répandue. Il est toutefois opportun de se questionner sur la pertinence du choix d'un modèle linéaire simple. En effet, d'autres modèles pourraient être testés. Il aurait par exemple été intéressant de tenter une régression multiple avec plusieurs indices de texture. Dans le cas du substrat mouillé, cette régression aurait pu inclure une variable concernant la profondeur (la profondeur ou la quantité de rouge, selon les données disponibles). De plus, dans le cas du substrat sec, on dispose non seulement de la taille de la médiane, mais aussi de la distribution de la taille des galets sur chaque parcelle. En n'utilisant que la médiane, on se prive d'une grande source d'information. Il serait par exemple possible d'utiliser le 16^e centile ou le 84^e centile, ou la distribution complète avec une régression mixte.

5.3 Comparaison avec les travaux antérieurs

Les résultats obtenus sur le substrat sec peuvent être comparés avec ceux de deux études antérieures : celle de Carbonneau *et al.* (2004) et celle de Verdu *et al.* (2005). Ces études ont été brièvement présentées à la section 2.4. Le tableau 5.1 détaille les différences méthodologiques entre les travaux antérieurs et cette étude et compare les résultats de la calibration et de la validation.

TABLEAU 5.1 – Comparaison avec les travaux antérieurs : méthodes et résultats.

	Carbonneau <i>et al.</i> (2004)	Verdù <i>et al.</i> (2005)	Cette étude
Comparaison des méthodes			
<i>Indices choisis</i>	Palier du variogramme Contraste (2 ^e ordre)	Semi-variance Contraste (2 ^e ordre) Variance (2 ^e ordre)	Entropie (2 ^e ordre)
<i>Résolution au sol des images</i>	30 et 100 mm	60 mm	30 mm
<i>Type de relation</i>	Régression linéaire	Régression multiple	Régression linéaire
<i>Méthode de validation</i>	Données indépendantes	Validation croisée	Validation croisée
Comparaison des résultats			
<i>Meilleur R²</i>	0,80**	0,78***	0,50
<i>Erreur-type (mm)*</i>	13,9	15,6	23,55

* Correspondant au meilleur R²

** Palier du variogramme, résolution au sol de 30 mm, fenêtre d'auscultation de 33 x 33 pixels

*** Contraste de 2^e ordre et écart-type (fenêtre de 7 x 7 pixels), semi-variance (distance = 1, 2, 8 et 10 pixels)

À la lecture du tableau 5.1, il apparaît clair que la qualité des résultats de cette étude est inférieure à celle des travaux antérieurs. Si l'on compare aux travaux de Carbonneau *et al.* (2004), la principale différence entre les deux méthodes concerne le choix de l'indice de texture. Carbonneau *et al.* (2004) ont utilisé l'indice de contraste de deuxième ordre et le palier du semi-variogramme. Le tableau 5.1 ne présente que les meilleurs résultats, qui ont été obtenus en utilisant comme indice le palier du semi-variogramme. Il est à noter, toutefois, que les résultats obtenus par ces auteurs avec l'indice de contraste ressemble davantage aux résultats obtenus ici avec l'indice d'entropie : un R^2 de 0,65 pour une fenêtre d'auscultation de 20×20 pixels et un R^2 de 0,70 pour une fenêtre de 33×33 pixels. Il est cependant difficile de comparer les résultats de la validation (l'erreur type) car les deux méthodes de validation diffèrent trop.

La comparaison avec les travaux de Verdu *et al.* (2005) est plus difficile, car leur méthode est nettement plus complexe, du fait de l'utilisation de plusieurs indices différents et d'une régression multiple. Ces auteurs ont aussi utilisé une combinaison de deux échelles d'images différentes, dont la résolution au sol est de 3 mm et 60 mm. Le tableau de comparaison ne tient cependant pas compte des résultats obtenus avec les images de 3 mm, car celles-ci n'ont pas été prises à partir d'un avion, mais à partir d'un ballon. Les résultats obtenus avec le ballon sont nécessairement meilleurs, mais l'équipement requis est très différent de celui des images aériennes. Les résultats de la calibration faite sur les images aéroportées sont, encore une fois, supérieurs à ceux présentés dans ce mémoire, et ce, bien que la taille au sol du pixel soit plus grande. Les résultats de la validation sont, eux aussi, supérieurs. Il est évident qu'une combinaison de plusieurs indices améliore la qualité de la prédiction, mais cette amélioration se fait au prix d'une augmentation nette de la complexité de la méthode.

Quant aux résultats obtenus pour le substrat mouillé, ils peuvent être comparés à ceux de Carbonneau *et al.* (2005). Ces derniers ont réussi à obtenir une relation entre le palier du semi-variogramme et le D_{50} . Lors de l'application à l'échelle de la rivière, ils ont remarqué la présence de « colonnes d'erreurs » qu'ils associent aux reflets sur l'eau. Il est possible que l'échec de la calibration sur le substrat mouillé de la Dartmouth soit associé au même phénomène. Ainsi, il n'est pas exclu que la méthode puisse fonctionner avec d'autres sites de calibration. Il serait alors nécessaire de prendre des données de calibration sur plusieurs sites, afin de s'assurer de la transférabilité du modèle.

5.4 Sur la transférabilité aux autres images

L'intérêt de la méthode réside dans son applicabilité sur de vastes superficies. Pour ce faire, il est toutefois nécessaire de vérifier la transférabilité du modèle d'une image à l'autre, sur une même rivière. Évidemment, cette question, dans le cadre de ce mémoire, ne concerne que le substrat sec puisque la calibration du substrat mouillé a échoué.

En comparant les droites de régression obtenues pour les deux sites de calibration pris séparément (figure 4.6), on a d'abord l'impression que les droites sont fort différentes. Ceci est statistiquement vrai, mais ces différences pourraient s'expliquer simplement par l'intervalle de tailles de substrat mesuré sur les deux sites. C'est l'absence de données de calibration supérieures à 100 mm qui explique la faible pente de la calibration du site DM3. Ainsi, on ne peut que conclure que la relation pourrait ne pas être transférable d'une image à l'autre. D'autant que, pour une même parcelle, les mesures d'entropie sur deux images successives sont sensiblement les mêmes ($p > 0,05$).

Ce qui, par contre, semble plus problématique pour l'application à grande échelle, sont les colonnes d'erreurs que l'on observe sur le profil en long du D_{50} (figure 4.7). Bien que l'on ne puisse l'affirmer hors de tout doute, il semble que ces erreurs proviennent du changement d'altitude de l'avion. Il apparaît alors important, pour les applications futures, de prendre soin de maintenir une altitude constante lors du survol. Ces erreurs n'empêchent cependant pas d'observer la tendance du D_{50} à diminuer d'amont en aval.

En comparant avec les travaux de Kim (2009), on remarque que la méthode a tendance à sous-estimer considérablement les valeurs de D_{50} moyen, surtout en amont. Cette apparente sous-estimation provient probablement tout simplement de différences méthodologiques. Kim (2009) a systématiquement choisi le substrat le plus grossier de chacun des sites alors que la méthode utilisée dans ce mémoire considère la moyenne de chaque image. Il n'en demeure pas moins que les deux méthodes utilisées de façon complètement indépendante présentent la même tendance.

5.5 Sur l'utilité et le potentiel de la méthode

Malgré le retrait des données inférieures à 30 mm, le pourcentage de la variance expliqué par la variable prédictive est relativement faible ($R^2 = 0,50$) et l'intervalle de prédiction, relativement large (figure 4.4). La question qui se pose alors est la suivante : la précision de ces résultats est-elle suffisante pour étudier l'habitat du saumon ?

Les résultats présentés dans ce mémoire apparaissent comme étant d'une précision insuffisante pour étudier les habitats complémentaires du saumon. En effet, avec des erreurs moyennes de $\pm 18,2$ mm, les prédictions ont un intervalle de confiance qui couvre un intervalle de D_{50} trop large. Par exemple, pour une prédiction de 40 mm, la valeur réelle se situe en moyenne entre 22 mm et 58 mm, ce qui correspond à un large éventail d'habitats. Cet intervalle est encore plus large si l'on considère l'intervalle de prédiction à 95 % de la régression. De plus, les valeurs de D_{50} préconisées par le saumon juvénile s'étendent au-delà des limites inférieures et supérieures du modèle, qui sont, respectivement, de 30 mm et 145 mm.

Le potentiel de la méthode est plus élevé en géomorphologie. Les résultats démontrent clairement que la tendance du substrat à s'affiner de l'amont vers l'aval à l'intérieur d'un même maillon sédimentaire peut être reproduite par le modèle (figure 4.7a). La méthode pourrait alors être utilisée en remplacement de la photo-interprétation classique pour, par exemple, préparer les campagnes de terrain en identifiant préalablement les maillons sédimentaires. Le coût d'acquisition des images aéroportées pourrait toute-

fois restreindre ce type d'utilisation. Une solution alternative serait d'utiliser les images aériennes classiques numérisées et orthorectifiées et de leur faire un traitement numérique similaire. La taille au sol du pixel de ces images est plus grande, ce qui a comme inconvénient de hausser la limite inférieure du modèle, mais leur principal avantage est leur faible coût d'acquisition. Et Verdu *et al.* (2005) ont démontré le potentiel des images avec une résolution au sol de 60 mm, moyennant une méthode un peu plus complexe.

Troisième partie

Estimation de la profondeur de la rivière



Chapitre 6

Estimation de la hauteur d'eau : cadre théorique et objectifs

Ce chapitre présente d'abord un peu plus en détail la problématique liée à l'estimation de la profondeur de la rivière à partir des images aériennes ainsi qu'une brève revue des travaux antérieurs dans lesquels une méthode similaire a été utilisée. Sont ensuite détaillés les objectifs et les notions théoriques nécessaires à la compréhension et à l'application de la méthode. Ce chapitre peut être considéré comme une introduction à la partie sur l'estimation de la profondeur.

6.1 Problématique spécifique et travaux antérieurs

La forme du lit d'une rivière est le résultat des processus d'érosion et de sédimentation qui s'y déroulent. L'étude de la bathymétrie d'une rivière permet donc d'étudier indirectement ces deux processus. Une suite temporelle de bathymétrie permet de suivre l'évolution naturelle d'un cours d'eau, ou d'évaluer l'effet d'une perturbation anthropique, comme la construction d'un barrage.

La profondeur de l'eau est aussi une variable de l'habitat aquatique particulièrement importante dans les cours d'eau peu profonds (voir Heggenes *et al.* (1999) pour le saumon). On sait par exemple que le saumon adulte fraie dans les zones peu profondes que constituent les seuils et que le saumon juvénile fréquente généralement, en été, les zones dont la profondeur est entre 24 cm et 36 cm (Johnston, 2002). Bien qu'il semble que cette variable soit moins importante pour le saumon que la vitesse de l'eau et la

taille du substrat (Hegggenes *et al.*, 1999), elle est généralement utilisée dans les modèles d'habitat.

La bathymétrie de la rivière permet en outre d'extraire deux autres éléments : le talweg et la vitesse de l'eau. Le talweg s'extrait directement des cartes bathymétriques et peut être utilisé pour étudier l'habitat du saumon (Mossop et Bradford, 2006). La vitesse peut être estimée à partir d'une bathymétrie précise et d'un modèle hydrodynamique. Les simulations hydrodynamiques qui en découlent peuvent ensuite servir à étudier l'érosion et la sédimentation, les risques d'inondation et l'habitat aquatique.

Classiquement, les cartes bathymétriques des rivières peu profondes sont réalisées en mesurant l'élévation du lit le long de transects perpendiculaires à l'écoulement et en interpolant entre les points de mesure de façon à créer une surface continue. Cette technique peut toutefois se révéler ardue lorsque l'étude doit se faire sur de vastes surfaces ou à une fréquence élevée. Les images aériennes panchromatiques sont utilisées depuis longtemps pour suivre l'évolution des méandres, mais ces images ne sont souvent pas suffisamment précises pour suivre des changements plus subtils. Les méthodes plus récentes de télédétection aéroportée et spatiale ont déjà démontré leur utilité pour l'estimation des profondeurs en milieu marin, où la collecte de mesures bathymétriques au sol est un exercice plus difficile qu'en rivière. Leur utilisation en rivière est plus récente et plus rare. Étant donné la petite taille des rivières peu profondes, la résolution spatiale des images satellites est généralement insuffisante et l'on doit se tourner vers les images aéroportées. Plusieurs chercheurs ont travaillé dans l'hyperspectral (Fonstad et Marcus, 2005; Marcus *et al.*, 2003) et dans le multippectral (Winterbottom et Gilvear, 1997; Gilvear *et al.*, 2007), d'autres ont utilisé le Lidar bathymétrique (Notebaert *et al.*, 2009). Certains auteurs ont même utilisé ces méthodes pour étudier les changements de forme du chenal et quantifier l'érosion et la sédimentation (Bryant et Gilvear, 1999; Lane *et al.*, 2003; Notebaert *et al.*, 2009).

L'efficacité de ces types d'images (Lidar bathymétrique, multispectral et hyperspectral) pour estimer la profondeur a été démontrée, mais leur coût d'acquisition est assez élevé comparativement aux images couleurs visibles prises avec des appareils photo conventionnels. L'une des premières études à utiliser les images dans le visible pour extraire la bathymétrie d'une rivière peu profonde est celle de Winterbottom et Gilvear (1997). Une partie de leurs travaux a été effectuée dans le multispectral, mais la partie qui nous intéresse a été effectuée dans le panchromatique. La relation obtenue entre l'intensité spectrale et la hauteur d'eau donne un $R^2 = 0,55$.

Plus récemment, trois études ont utilisé des images couleurs à trois bandes dans le visible pour estimer la profondeur de différentes rivières : Carbonneau *et al.* (2006); Lejot

et al. (2007) et Feurer *et al.* (2008). Les trois études ont utilisé des images aéroportées à haute résolution (résolution spatiale inférieure à 140 mm) afin d'estimer la hauteur d'eau dans différentes rivières au Québec et en France. Les résultats obtenus par Carbonneau *et al.* (2006) sur la rivière Sainte-Marguerite atteignent une précision de 155 mm (biais de -8 mm), ceux de Feurer *et al.* (2008) atteignent une précision de l'ordre d'environ 70 mm (biais de 50 mm). Les détails sur la méthodologie et les résultats des travaux antérieurs sont présentés dans la discussion, où il est question de comparer ces résultats avec ceux obtenus dans le cadre de ce mémoire.

6.2 Imagerie aérienne et estimation de la profondeur

Il existe plusieurs façons d'estimer la profondeur de l'eau à partir de données issues de la télédétection. Toutes ces méthodes sont dites *spectrales*, c'est-à-dire, qu'elles reposent sur l'étude de l'interaction entre les ondes électromagnétiques et l'élément étudié. Pour bien comprendre les avantages et les inconvénients de chaque méthode, il importe d'abord de comprendre les interactions entre l'eau et les rayons lumineux ainsi que les caractéristiques des plateformes et des capteurs utilisés. Ces éléments sont traités dans les sections 6.2.1 à 6.2.2. Les informations contenues dans ces sections sont pour la plupart tirées de trois ouvrages : Bonn et Rochon (1992), Caloz et Collet (2001) et Cavayas (2006). La dernière sous-section détaille les façons de traiter les images passives pour en extraire la profondeur de l'eau, en mettant l'accent sur les méthodes empiriques.

6.2.1 Les ondes électromagnétiques et l'environnement physique des rivières

Notions théoriques concernant les ondes électromagnétiques

Les rayons lumineux sont des ondes électromagnétiques qui, lorsqu'elles rencontrent un milieu comme l'eau, peuvent être absorbées, transmises ou réfléchies. La *réflexion* se produit lorsque le rayon lumineux est redirigé par la matière de façon diffuse (dans plusieurs directions) ou spéculaire (dans une seule direction). La *réflectance* d'une surface, aussi appelée *albédo* est le rapport entre l'énergie réfléchie et l'énergie reçue. La *signature spectrale* d'une surface est sa réflectance en fonction de la longueur d'onde.

L'*absorption* est le phénomène physique par lequel les molécules captent un photon et le transforme en une autre forme d'énergie (en chaleur, par exemple). Le taux d'absorption dépend de la nature du milieu et de la longueur d'onde du rayon. L'*absorbance* est le rapport entre l'énergie absorbée et l'énergie reçue. L'*atténuation* (k) prend en compte à la fois l'absorbance et la réflexion diffuse.

La portion de lumière qui n'est ni absorbée ni réfléchi est transmise vers le milieu suivant (*transmission*). La réflexion, la transmission et l'absorption dépendent toutes trois de la nature de la matière rencontrée et de la longueur d'onde. La figure 6.1 montre par exemple l'absorbance de l'eau pure en fonction des longueurs d'onde dans le visible.

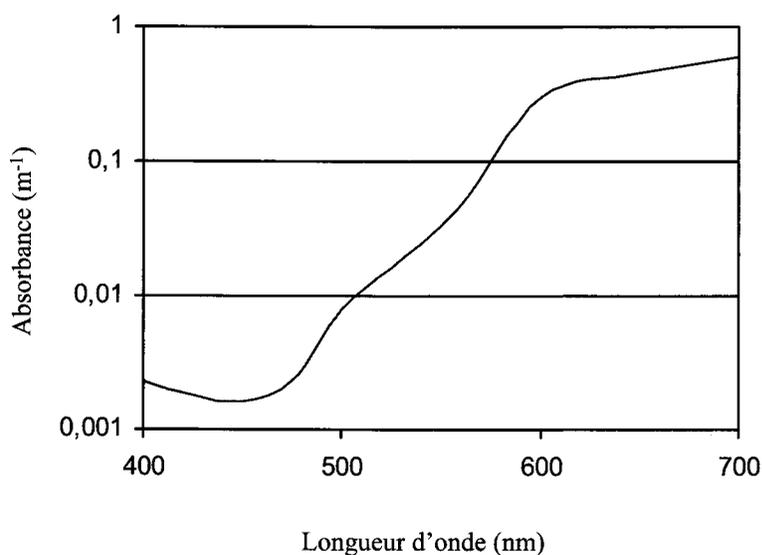


FIGURE 6.1 – Absorbance de l'eau en fonction des longueurs d'onde.

L'atténuation de la lumière lors de son passage à travers un milieu transparent, comme l'eau, est fonction à la fois de la longueur d'onde (λ) et de la profondeur (h). L'atténuation est exponentielle et s'exprime selon la loi de Beer-Lambert (voir Gordon (1989)) :

$$I_{\lambda}(h) = I_{0,\lambda} e^{-\alpha_{\lambda}h}, \quad (6.1)$$

où $I_{0,\lambda}$ est la quantité de lumière reçue en surface, $I_\lambda(h)$ est la quantité de lumière reçue à une profondeur h , $\alpha_\lambda = 4\pi k/\lambda$ et k est le coefficient d'atténuation.

Interactions entre les ondes et l'environnement des rivières

En milieu naturel, le schéma est un peu plus complexe, car la lumière passe à travers plusieurs milieux, dont la nature et l'interaction avec la lumière ne sont pas connues avec exactitude. Les rayons lumineux passent d'abord à travers l'atmosphère avant d'atteindre la surface de l'eau. Une partie des rayons est réfléchi par la surface alors que l'autre partie pénètre la colonne d'eau. Les rayons transmis vers la colonne d'eau interagissent avec l'eau et les matières en suspension et sont atténués avec la profondeur selon la loi de Beer-Lambert présentée précédemment. Les rayons qui atteignent le fond sont en partie absorbés par le substrat, en partie réfléchis. Les rayons réfléchis passent une seconde fois à travers la colonne d'eau – où ils sont encore atténués – et atteignent le capteur de l'appareil photo après avoir retraversé l'atmosphère. La relation entre la quantité de lumière captée par un appareil photo aéroporté et la hauteur de la colonne d'eau ne correspond donc pas directement à l'équation proposée par Beer-Lambert (voir Gordon (1989) et Philpot (1989)) (équation 6.1). En négligeant l'effet de l'atmosphère, on peut considérer que les rayons interagissent avec l'eau et le substrat comme le représente schématiquement la figure 6.2. Les paragraphes suivants expliquent plus en détail les éléments qui influencent la quantité de lumière reçue sur le capteur.

Les conditions atmosphériques. La quantité de lumière qui atteint la surface de l'eau dépend de la position du Soleil et des conditions atmosphériques (présence de nuages). Sur la figure 6.2, cet aspect est négligé, mais il est nécessaire d'en tenir compte, surtout lorsque l'on travaille avec plusieurs images prises à des heures différentes ou sous des conditions atmosphériques différentes.

La hauteur de la colonne d'eau (h). Les rayons sont atténués lors de leur passage à travers la colonne d'eau en raison de l'absorption et de la réflexion diffuse. La quantité de lumière transmise vers le milieu suivant est exponentiellement reliée à la hauteur de la colonne d'eau selon la loi de Beer-Lambert (équation 6.1) (voir la figure 6.3).

Les propriétés optiques de l'eau. Les propriétés optiques de l'eau dépendent de la nature et de la concentration de la matière en suspension (sédiments, chlorophylle et

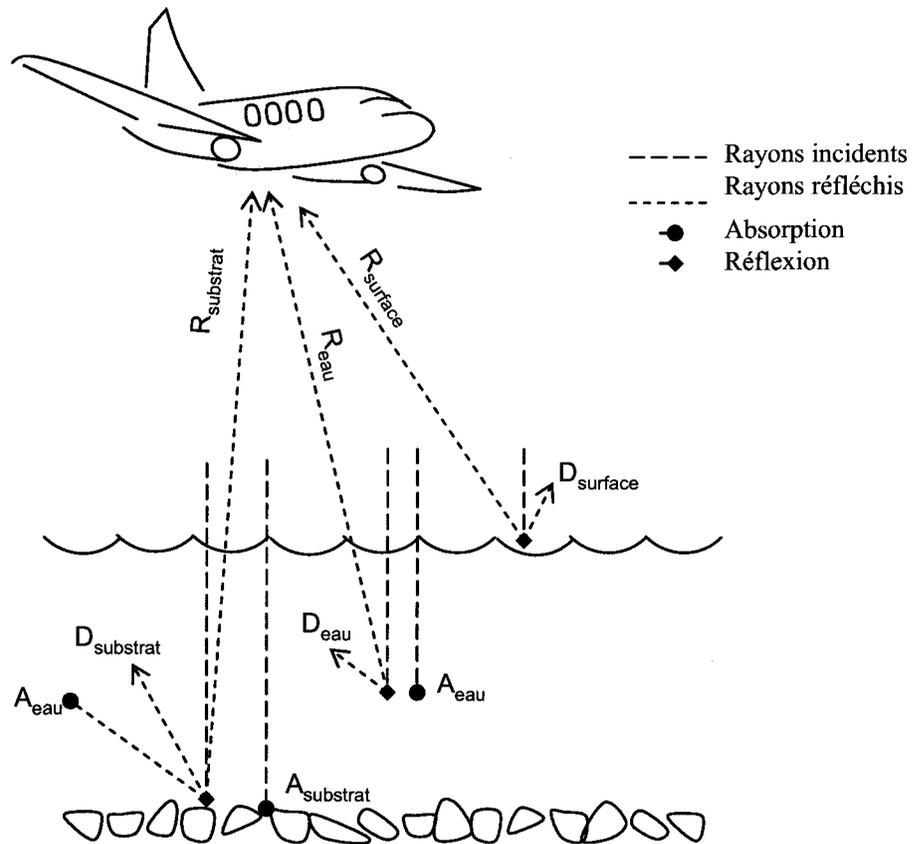


FIGURE 6.2 – Interaction entre les rayons lumineux et l'environnement des rivières. R : rayons réfléchis qui atteignent le capteur ; D : rayons réfléchis qui n'atteignent pas le capteur et A : rayons absorbés.

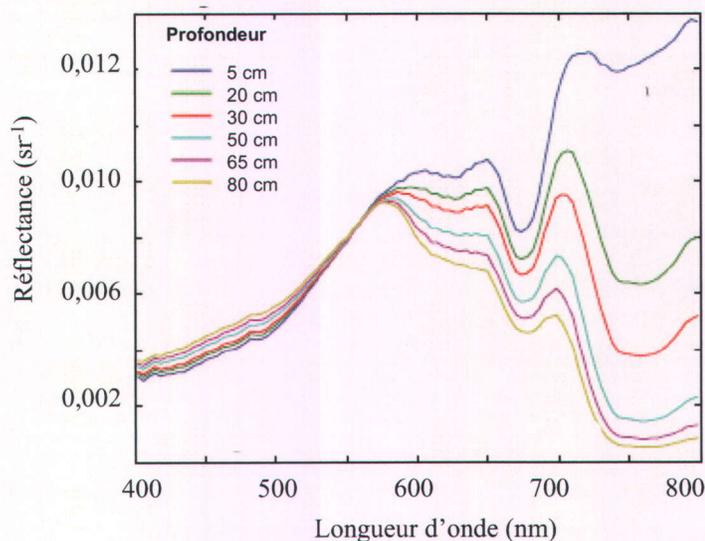


FIGURE 6.3 – Signature spectrale de l'eau de différentes profondeurs, pour un substrat et une turbidité donnés. Traduit de Legleiter *et al.* (2004).

matière organique dissoute). Pour une même profondeur, une eau plus turbide paraîtra plus foncée (voir figure 6.4). La nature de la matière en suspension affecte directement le coefficient d'atténuation. On sait par exemple que la chlorophylle, souvent présente dans l'eau, a un pic d'absorption dans le bleu (430 nm) et un pic dans le rouge (680 nm). On sait aussi que la diffusion des rayons par la matière en suspension est maximale dans le vert (Bonn et Rochon, 1992).

La nature du substrat. La réflectance et l'absorbance du substrat varie beaucoup selon sa nature (roche ou algue, basalte vert ou mudrock rouge)(voir figure 6.5) ainsi que selon sa taille.

La réflexion à la surface. La réflexion spéculaire à la surface de l'eau peut saturer le capteur, ce qui empêche d'en tirer quelque information sur la profondeur à cet endroit. Le phénomène se produit autant sur une surface très lisse que sur les remous et les vaguelettes formées par le vent à la surface de l'eau. Le phénomène peut être atténué par l'utilisation d'un filtre polarisant.

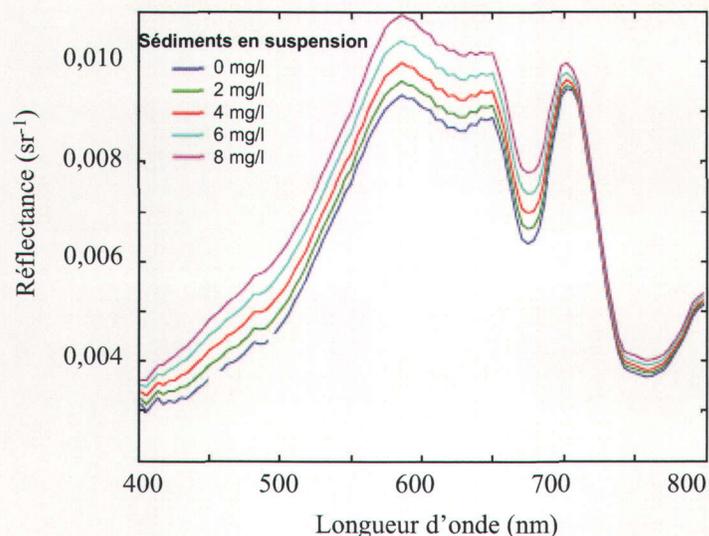


FIGURE 6.4 – Signature spectrale de l'eau de différentes turbidités, pour une profondeur et un substrat donnés. Traduit de Legleiter *et al.* (2004)

La morphologie du chenal. La quantité de lumière réfléchiée dans une direction donnée dépend de l'angle de la surface réfléchissante. Ainsi, la quantité de lumière réfléchiée vers le capteur dépend de la micropente du lit (Zaneveld et Boss, 2003; Mobley et Sundman, 2003; Legleiter et Roberts, 2005).

Le capteur. La quantité de lumière captée dépend en outre du type de capteur utilisé. Cet élément est très important et sera l'objet de la section suivante.

6.2.2 Plateformes, capteurs et photographies numériques aériennes

La télédétection est, par définition, l'ensemble des connaissances techniques utilisées pour étudier à distance les caractéristiques physiques et biologiques des objets. La mesure nécessite une plateforme et un capteur. Dans cette section, il sera question de leurs différentes caractéristiques.

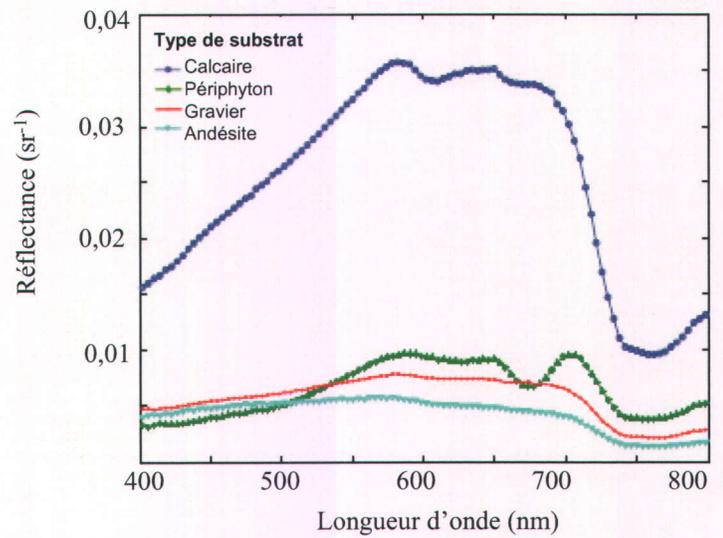


FIGURE 6.5 – Signature spectrale de différents substrats, pour une profondeur et une turbidité donnée. Traduit de Legleiter *et al.* (2004)

Capteurs

Le capteur est un instrument qui recueille de l'énergie rayonnante provenant de la scène visée et qui livre un signal électrique correspondant et mesurable (OQLF, 2009). On distingue deux types de capteurs, les capteurs actifs (Lidar, Radar) et les capteurs passifs (balayeurs optiques, appareils photos numériques). Les capteurs actifs fonctionnent en envoyant un signal et en mesurant les différentes caractéristiques du signal de retour (temps, polarisation). Les capteurs passifs mesurent la quantité de lumière solaire réfléchie (visible et proche infrarouge) ou l'énergie émise (infrarouge thermique) par une surface.

Les images produites par les capteurs sont caractérisées par leurs résolutions spatiale, spectrale et radiométrique. La résolution spatiale correspond à la taille du pixel au sol ; une haute résolution spatiale correspond à une très petite taille de pixel au sol. La résolution spectrale est liée à la largeur de la bande spectrale pour laquelle le capteur est sensible ; un capteur de haute résolution spectrale est sensible à une très mince bande spectrale. La résolution radiométrique correspond à la plus petite différence d'intensité lumineuse qui peut être captée ; un capteur qui distingue de très petites différences de réflectance a une meilleure résolution radiométrique qu'un capteur qui ne distingue que les grands écarts de réflectance. La quantification du signal est l'action de convertir le signal capté par l'appareil en une valeur discrète, comme un niveau de gris. Le nombre de niveaux de gris possibles est appelé profondeur du pixel. La profondeur du pixel et la résolution radiométrique sont intimement liées. Une image dont la profondeur du pixel est de 24 bits a une meilleure résolution radiométrique qu'une image dont la profondeur du pixel est de 8 bits.

Caractéristiques des images passives

Les caractéristiques spatiales, spectrales et radiométriques d'une image passive sont interreliées. Par exemple, si la surface réfléchissante correspondant à un pixel est très petite (haute résolution spatiale) et que l'on souhaite que la quantité de photons reçue par le capteur soit suffisante pour capter de faibles différences de réflectance (haute résolution radiométrique), la bande spectrale pour laquelle le capteur est sensible doit être très large (faible résolution spectrale).

Le choix du type de résolution à privilégier dépend de l'objet d'étude. Dans l'étude du milieu physique des petites rivières, on privilégie généralement la résolution spatiale (voir Gao (2009)). La résolution radiométrique est de moindre importance, car la varia-

bilité naturelle des phénomènes étudiés dépasse généralement largement la résolution radiométrique des capteurs. Néanmoins, une bonne résolution radiométrique permet de capter de plus faibles différences de profondeur, ce qui peut devenir important dans les rivières plus profondes. La résolution spectrale n'est d'intérêt que lorsque l'on souhaite travailler à partir de la signature spectrale des surfaces.

Types d'images passives

Les images créées par les capteurs de type passifs (balayeurs optiques et appareils photo numériques) peuvent être panchromatiques, couleur, multispectrales ou hyperspectrales. Les images panchromatiques sont formées d'une seule bande spectrale qui couvre presque l'ensemble du visible ; les images couleurs comportent trois bandes dans le visible (rouge, vert et bleu) ; les images multispectrales sont formées de moins d'une dizaine de bandes qui couvrent un intervalle de longueur d'onde de plusieurs dizaines de nanomètres ; enfin, les images hyperspectrales sont composées de plusieurs dizaines (voire de centaines) de bandes d'environ une dizaine de nanomètres. La portion du spectre couverte par les images multispectrales et hyperspectrales correspond généralement au visible et à l'infrarouge à onde courte.

Les photographies aériennes

Les appareils photo numériques sont des capteurs de type passif à trois bandes (rouge, vert et bleu) et, lorsque fixés à un aéronef, ils permettent d'obtenir des images couleur de très haute résolution à un faible coût (Bryant et Gilvear, 1999). La valeur d'intensité lumineuse captée par ce type de capteur ne dépend pas seulement de la surface réfléchissante et de l'intensité lumineuse provenant du Soleil, elle dépend aussi des réglages de l'appareil photo. Lorsque le réglage de la taille d'ouverture de l'obturateur, du temps d'exposition et de la sensibilité iso est effectué en mode automatique par un appareil photo, l'ajustement de ces trois paramètres dépend beaucoup de la composition de l'image. Supposons deux images, une première composée à 50 % d'eau (une surface sombre) et à 50% de gravier sec (une surface très claire) et une seconde composée à 100 % d'eau. Le mode automatique de l'appareil photo ajuste la taille de l'obturateur, le temps d'exposition et la sensibilité iso de façon à ce que l'image soit la plus claire possible dans les deux cas. Comme le gravier réfléchit la lumière beaucoup plus que l'eau, l'appareil photo choisira une taille d'obturateur ou un temps d'exposition plus petit pour l'image contenant une portion de gravier que pour l'image composée uniquement d'eau. Il en résulte que l'eau, pour une même profondeur, apparaîtra plus foncée

sur l'image contenant du gravier que sur l'image composée uniquement d'eau. Le fait de fixer la taille de l'obturateur ou le temps d'exposition permet d'atténuer le problème.

6.2.3 Estimation de la profondeur d'eau à partir de capteurs passifs

Les façons de passer du signal mesuré par un capteur passif (c'est-à-dire l'intensité lumineuse) à une estimation de la profondeur de l'eau peuvent être séparées en deux groupes : les méthodes analytiques et les méthodes empiriques. Les méthodes analytiques isolent la variable à extraire – la profondeur – des images en tenant compte de l'interaction entre la lumière et les autres variables qui interfèrent sur la quantité de lumière captée par l'appareil photo. Les méthodes empiriques utilisent quant à elles des mesures au sol pour estimer les paramètres de la relation entre la profondeur et l'intensité lumineuse captée par l'appareil photo. Plusieurs applications sont en réalité une combinaison des deux approches, on parle alors d'une méthode semi-analytique ou semi-empirique.

Un exemple très simple de modèle analytique est celui proposé par Philpot (1989). Il s'énonce mathématiquement comme suit :

$$h = -\frac{1}{\alpha} \operatorname{Ln} \frac{I - R_w}{R_s}, \quad (6.2)$$

où α est le coefficient d'atténuation, I est l'intensité lumineuse captée par l'appareil photo, R_w est la réflectance de l'eau optiquement profonde et R_s est l'intensité lumineuse réfléchie par le substrat. Ce modèle a l'avantage d'être très simple, mais il exige que α , R_w et R_s soient connus et constants sur toute l'image. Des modèles plus complexes ont été proposés pour mieux tenir compte de la réalité des environnements naturels (voir Philpot (1989); Lee *et al.* (1998, 1999)). Ces méthodes ont l'avantage de ne nécessiter aucune mesure de profondeur sur le terrain. Elles sont toutefois relativement complexes, et nécessitent souvent une simulation des interactions entre les différents milieux et les rayons lumineux par un logiciel de simulation de transfert radiatif (Mobley et Sundman, 2003; Legleiter *et al.*, 2004).

Les méthodes analytiques ont été développées par les physiciens pour étudier les océans, où il est plus simple de mesurer le coefficient d'atténuation de l'eau que d'obtenir des données de profondeur (utilisation d'un Sonar, problèmes de géoréférencement).

Leur application aux milieux fluviaux est plus récente, et plus rare. Étant donné la facilité avec laquelle on peut obtenir des données empiriques de profondeur (station totale ou GPS différentiel) dans les rivières peu profondes, il est plus simple d'utiliser une méthode empirique ou semi-empirique.

Les méthodes empiriques (et semi-empiriques) utilisent les données de profondeur mesurées sur le terrain pour estimer les paramètres de la relation entre l'intensité lumineuse captée par l'appareil photo et la profondeur. Étant donné la Loi de Beer-Lambert, on suppose que cette relation est logarithmique et ses paramètres sont estimés par régression. Cette méthode est très efficace lorsque les conditions d'illumination, les propriétés de l'eau et le type de substrat sont constants. Mais sur l'ensemble d'une rivière, la composition de l'eau (quantité et type de matière en suspension) et le type de substrat (graviers, sables et algues) varient considérablement. De plus, la couverture de toute la rivière exige plusieurs images, ce qui implique un changement dans l'illumination (heure et angle du Soleil, conditions atmosphériques). Les diverses façons de pallier ces problèmes sont présentées dans les paragraphes suivants.

Utilisation de plusieurs bandes

Dans le multispectral comme dans l'hyperspectral, il est possible de tirer avantage de l'information donnée par plusieurs bandes. Ceci peut se faire en utilisant le ratio de deux bandes (Lyzenga, 1978), par exemple, le vert sur le rouge. Les deux longueurs d'onde (vert et rouge) réagissent sensiblement de la même façon aux reflets créés par les remous sur l'eau, à la micropente du lit et à la taille du substrat. Le rouge, toutefois, sera plus sensible à la profondeur que le vert. Il en résulte que le ratio du vert sur le rouge sera plus sensible à la profondeur qu'aux autres éléments. Plusieurs auteurs ont utilisé les ratios pour estimer la profondeur (Stumpf *et al.*, 2003; Legleiter *et al.*, 2004; Gilvear *et al.*, 2007; Legleiter *et al.*, 2009; Fonstad et Marcus, 2005). On dit que la méthode des ratios est *robuste*, en ce sens qu'elle est applicable malgré une grande hétérogénéité de l'environnement étudié. Elle est toutefois moins sensible à de petites variations de profondeur, surtout en zone profonde (Stumpf *et al.*, 2003).

Si l'utilisation de deux bandes peut rendre l'estimation des profondeurs plus robuste, on peut penser qu'un modèle à plus de deux bandes serait encore plus efficace (Philpot, 1989). Avec les images couleurs, ceci peut se faire en établissant la relation entre les trois bandes et la profondeur (h) mesurée au sol par régression multiple. Le modèle utilisé aura alors la forme suivante :

$$h = a_0 + a_1 I_{bleu} + a_2 I_{vert} + a_3 I_{rouge}, \quad (6.3)$$

où I_{bleu} , I_{vert} et I_{rouge} sont les valeurs d'intensité lumineuse mesurées par le capteur et a_0 , a_1 , a_2 et a_3 sont les coefficients à estimer. Le problème avec la régression multiple, dans ce cas précis, est la colinéarité entre les trois variables. Le problème peut être contourné en utilisant une analyse en composante principale. Il s'agit en quelque sorte d'une combinaison linéaire des trois bandes qui maximise la variance. On peut ainsi prédire la profondeur à partir des composantes principales.

Lissage

Le lissage est, en traitement d'images, une opération qui consiste à remplacer les valeurs numériques de l'image par une mesure de tendance centrale de la distribution des valeurs des pixels avoisinants (Cavayas, 2006). Le nombre de pixels utilisés pour calculer la valeur de tendance centrale est déterminé par la taille du filtre : par exemple, un filtre de 5 x 5 pixels utilise la valeur des 24 pixels voisins. Lorsque l'estimateur de tendance centrale est la médiane, on parle de filtres médians ; si l'estimateur est la moyenne, on parle de filtres moyennants.

Le filtre médian est reconnu comme étant efficace pour éliminer les variations isolées et brutales d'intensité lumineuse (Caloz et Collet, 2001). Appliqué aux images aériennes d'une rivière, un tel filtre peut efficacement éliminer les reflets créés par les remous. Il permet aussi, tout comme le filtre moyennant, d'atténuer les ombres créées par un substrat grossier, les ombres créées par les vaguelettes et les variations locales de la couleur du substrat. Il est à noter que le filtre moyennant est plus sensible aux valeurs extrêmes que constituent les reflets créés par les remous. Il est par conséquent préférable d'utiliser le filtre médian.

De plus, l'utilisation d'un filtre de lissage peut se révéler utile lorsque l'on suppose des erreurs liées au géoréférencement des images ; le lissage compense alors le manque de précision quant à la position des données empiriques.

Classification des substrats

Puisque l'intensité lumineuse réfléchie vers le capteur dépend beaucoup de la nature du substrat, il est fréquent de contourner le problème en calculant une relation entre la

profondeur et l'intensité lumineuse captée par l'appareil photo numérique pour chaque type de substrat. Cette méthode exige d'abord une classification des images selon les différents types de substrat (algue, gravier, sable, bois mort...). Cette méthode a été utilisée avec succès dans le passé (voir Marcus *et al.* (2003); Stumpf *et al.* (2003) et Feurer *et al.* (2008)). Les travaux de Marcus *et al.* (2003) et de Feurer *et al.* (2008) montre par ailleurs clairement que la qualité du modèle varie grandement selon le type d'environnement (seuil et mouille, par exemple).

Correction de l'intensité lumineuse

L'intensité lumineuse d'une image peut varier substantiellement d'une image à l'autre. Ceci dépend d'une part des conditions d'ensoleillement, d'autre part des réglages du capteur, particulièrement lorsque celui-ci est un appareil photo en mode automatique. Il est donc souvent nécessaire d'appliquer une correction radiométrique à l'image avant d'en extraire des informations concernant l'intensité spectrale.

La correction de l'intensité lumineuse se fait généralement par rehaussement d'histogrammes. Il s'agit de modifier l'histogramme des intensités lumineuses captées de façon à ce qu'il corresponde à un histogramme théorique choisi ou à l'histogramme d'une image de référence (Caloz et Collet, 2001; Cavayas, 2006). On peut modifier la forme (étirement, uniformisation) ou simplement décaler l'histogramme. L'étirement de l'histogramme augmente le contraste; son uniformisation augmente l'entropie. Un décalage vers la droite augmente la luminosité; un décalage vers la gauche la diminue. Pour corriger l'intensité lumineuse, un simple décalage suffit.

Pour la création d'une mosaïque, l'utilisation d'un seul histogramme de référence est difficile, car la composition des images (proportion d'eau, de bancs et de végétation) varie beaucoup d'une image à l'autre. Il est alors possible d'utiliser la zone de recouvrement entre les deux images pour effectuer la correction.

D'autres méthodes, plus simples, ne font que décaler les histogrammes de façon à ce qu'une statistique descriptive choisie (moyenne, médiane, maximum, minimum) soit la même pour toutes les images. Le choix de cette valeur peut être fixé arbitrairement ou par rapport à une image de référence.

Carbonneau *et al.* (2006) utilisent une méthode plus complexe pour décaler l'histogramme des intensités lumineuses. Ils décalent l'histogramme en se basant non pas sur les caractéristiques de l'histogramme (moyenne, maximum), mais sur la position physique des pixels dans l'image. Ils repèrent les pixels des zones peu profondes en utilisant

une classification de l'image. Pour ce faire, ils assument que les zones peu profondes sont adjacentes à la berge exondée. Ils décalent ensuite l'histogramme de façon à ce que ces pixels aient la même valeur de luminosité sur chaque image. Évidemment, cette méthode nécessite la présence d'une berge exondée sur l'image. De plus, elle nécessite une bonne classification et elle est relativement complexe à appliquer automatiquement sur une grande quantité d'images.

6.3 Objectifs

L'un des principaux avantages de la télédétection est la facilité avec laquelle il est possible d'extraire des informations sur de très grandes superficies et à une fréquence élevée. Or, le coût d'acquisition des images est souvent un frein à l'utilisation de cette méthode. L'avantage des photographies numériques, par rapport aux capteurs multispectral et hyperspectral et aux Lidars, est leur faible coût.

Comme il a été mentionné précédemment, la profondeur de l'eau est une variable de l'environnement physique des rivières utilisée dans plusieurs domaines : écologie, géomorphologie, hydrologie... L'extraction de cette variable par photographie aérienne pourrait se révéler fort utile dans plusieurs applications. Toutefois, si la méthode d'extraction de l'information est trop complexe et réservée aux experts en télédétection et en traitement d'images, il est probable que les applications en biologie et en ingénierie s'en trouveront limitées. Il est donc souhaitable que la méthode soit suffisamment simple pour être utilisée par les spécialistes des applications (biologistes, hydrologues, géomorphologues, ingénieurs), sans nécessiter l'intervention d'un spécialiste en traitement d'images.

Les méthodes analytiques sont basées sur les modèles physiques de transfert radiatif. Ils sont efficaces, mais complexes et requièrent quelques notions de physique avec lesquelles la majorité des spécialistes des milieux lotiques et les gestionnaires de cours d'eau sont peu familiers. Donc, malgré les avantages des méthodes analytiques (Legleiter *et al.*, 2004, 2009) ou de celles utilisant la modélisation hydrodynamique (Fonstad et Marcus, 2005), on privilégiera, dans ce mémoire, une méthode semi-empirique parce qu'elle est facile à appliquer dans les rivières peu profondes généralement fréquentées par le saumon. La méthode utilisée est relativement simple et les notions de physique et de statistiques présentées dans ce mémoire suffisent amplement à son application.

L'objectif spécifique de cette partie du mémoire est donc d'extraire la bathymétrie de la rivière Dartmouth, un cours d'eau peu profond, à partir de photographies aériennes.

La méthode choisie est une méthode semi-empirique ; elle s'appuie à la fois sur des données prises au sol et sur le concept selon lequel l'eau absorbe une partie des rayons lumineux.

L'un des problèmes rencontrés lors des applications précédentes est le changement de luminosité (Carbonneau *et al.*, 2006) d'une image à l'autre, imputable à la position du Soleil, aux conditions atmosphériques ou aux paramètres de l'appareil photo. Le changement de luminosité d'une image à l'autre induit des sauts de luminosité (figure 6.6), qui se répercutent par la suite sur les cartes bathymétriques. Or, en négligeant la rugosité du lit de la rivière et en supposant l'absence de chute ou de bétonnage, le lit d'une rivière est une surface relativement lisse. Ainsi, pour que la bathymétrie soit représentative de la réalité, elle doit correspondre à une surface lisse. Pour se faire, il est nécessaire de corriger les sauts de luminosité.

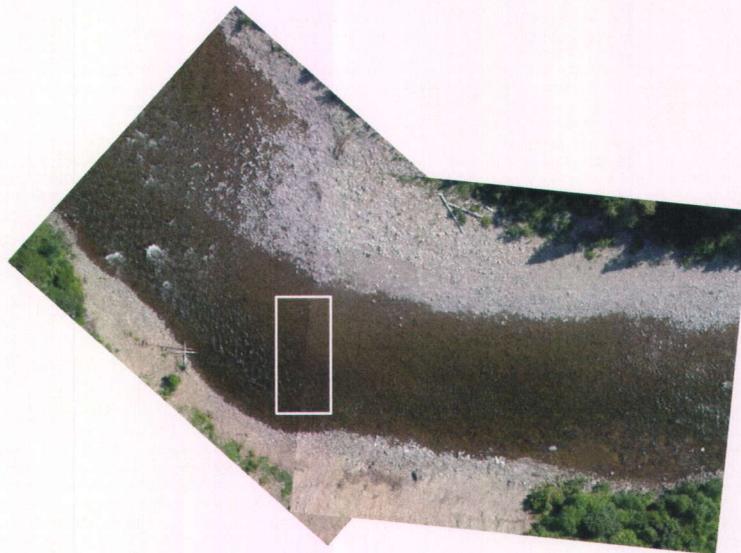


FIGURE 6.6 – Illustration d'un saut de luminosité.

Lorsque l'on possède des données de calibration pour toutes les images, il est relativement aisé de corriger l'intensité lumineuse. Mais puisqu'on ne possède pas de données de calibration pour toutes les images, il est nécessaire de corriger l'intensité lumineuse autrement. Carbonneau *et al.* (2006) proposent une méthode de correction où ils utilisent la présence de bancs exondés pour trouver les pixels où la profondeur est égale à 0. Ils décalent ensuite l'histogramme de façon à ce que la valeur des pixels à profondeur zéro soit la même pour toutes les images. Cette méthode, toutefois, est relativement compliquée à appliquer et exige la présence d'une berge exondée sur chaque image. Malheureusement, plusieurs images ne comportent aucune berge exondée. De

plus, cette méthode ne permet pas d'éviter complètement la présence de sauts d'une image à l'autre.

Un sous-objectif de cette partie du mémoire sera donc de proposer deux nouvelles méthodes de correction de l'intensité lumineuse. La première méthode profite du fait que les images successives se recoupent à environ 50%. On utilise une zone présente sur deux images pour ajuster l'intensité des deux images au même niveau. La seconde méthode consiste à déterminer la quantité de rouge transmise vers l'appareil dans les zones les moins profondes à partir de l'histogramme des intensités lumineuses et à fixer l'intensité initiale à cette valeur.

Par la suite, il s'agira de trouver le meilleur modèle permettant de relier la hauteur d'eau à l'intensité spectrale des images. Tous les modèles sont basés sur la régression linéaire.

Chapitre 7

Estimation de la hauteur d'eau : cadre expérimental

L'extraction de la profondeur à partir des images aériennes sera faite, dans le cadre de ce mémoire, par une méthode semi-empirique. Le concept à la base de la méthode repose sur la Loi de Beer-Lambert, présentée au chapitre 6. Il s'agira essentiellement d'utiliser les données mesurées au sol lors du survol pour estimer, par régression, les paramètres de cette loi qui unit la hauteur d'eau à la quantité de lumière captée.

Ce chapitre présente la méthode utilisée pour extraire la profondeur. Les deux premières sections présentent le site et les données (mesure au sol et images aériennes). Le lecteur peut consulter l'annexe A pour mieux situer les sites. La troisième section présente les traitements appliqués aux images avant d'effectuer la calibration en tant que telle. Il s'agit notamment du lissage et de la correction de l'intensité lumineuse. Enfin, la dernière section présente les méthodes utilisées pour la calibration et la validation du modèle qui servira à extraire la hauteur d'eau à partir des images aériennes. On distingue deux modèles différents : l'un propre à chaque image, l'autre applicable à toutes les images, incluant celles où on ne possède aucun point de calibration.

7.1 Site

La portion de la rivière Dartmouth étudiée est très peu profonde. En période d'étiage, la hauteur d'eau moyenne est de 0,8 m et la hauteur d'eau maximale mesurée est de 2,5 m. Comme l'eau est peu profonde et peu turbide, le fond est visible sur

l'ensemble de la section couverte par les images. Le substrat est généralement composé de graviers, mais certaines zones sont couvertes de sable, de blocs ou d'algues. La roche est généralement verdâtre et parsemée de mudrock rouge.

7.2 Données

7.2.1 Mesures au sol

Les données de terrain ont été prises les 6 et 7 juillet 2006 avec une station totale de marque Leica, dont la précision est de l'ordre du millimètre. Deux sites ont été choisis pour calibrer le modèle (voir le chapitre 3 pour plus de détails sur les sites). Sur chacun des deux sites, des levées topographiques ont été prises et, au moment du survol, la ligne d'eau a été mesurée. La hauteur de la surface de l'eau a été calculée en interpolant la ligne d'eau. Les hauteurs d'eau ont été calculées en soustrayant les points de topographie à la surface de l'eau.

La méthode utilisée précédemment par Carbonneau *et al.* (2006) utilisait un plan de régression plutôt qu'une interpolation linéaire pour calculer la position de la surface de l'eau. L'utilisation des hauteurs d'eau obtenues par interpolation a permis d'améliorer nettement la relation entre la hauteur d'eau et la quantité de rouge pour une image donnée. À titre d'exemple, le R^2 est passé de 0,72 à 0,86 sur l'image DM9767.

Les points de calibration situés dans l'ombre des arbres, trop près de la rive ou dans une zone de remous intense ont été exclus de la calibration. En tout, 53 points ont été utilisés pour la calibration du site DM2 et 62 points pour la calibration du site DM3.

7.2.2 Images

Les images ont été prises dans un très court intervalle de temps, soit entre 8 h 20 et 9 h, de façon à réduire l'effet de l'angle du Soleil et du changement des conditions atmosphériques. L'appareil photo était réglé en mode semi-automatique ; l'ajustement des paramètres varie donc d'une image à l'autre. L'appareil a une profondeur de pixel de 24 bits (2^{24} niveaux de gris), mais l'image est enregistrée en jpeg et possède par conséquent 2^8 niveaux de gris. Les images et la position des mesures au sol sont illustrées sur la figure 7.1.

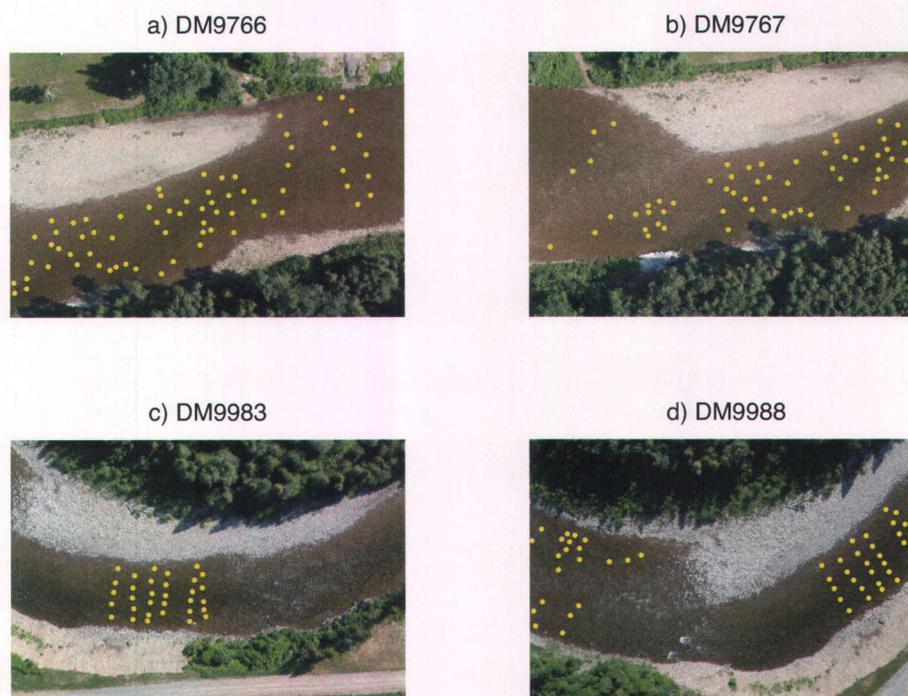


FIGURE 7.1 – Position des points utilisés pour la calibration.

7.3 Prétraitement des images

7.3.1 La classification et le géoréférencement

Les images ont préalablement été classifiées à l'aide du logiciel Definiens (voir annexe B). Chacune des classifications a été vérifiée et corrigée manuellement. La classification est une étape importante parce qu'elle permet d'éliminer du traitement les zones à l'extérieur de l'eau et les zones ombragées. La classification sert non seulement lors de la production des cartes bathymétriques en tant que telle, mais aussi lors de la correction de l'intensité lumineuse (voir section 7.3.3).

Les images ont été référencées l'une par rapport à l'autre dans ArcGIS en utilisant des points de repère naturels au sol. Le positionnement des points de calibration a aussi été effectué dans ArcGIS à l'aide de bornes visibles sur les images aériennes. Le référencement et le positionnement ont été effectués manuellement et l'erreur qui y est associée, bien qu'existante, peut être considérée comme négligeable.

7.3.2 Lissage

L'application d'un filtre médian aux images permet d'éliminer certaines variations locales de l'intensité lumineuse attribuables à de petits reflets ou à l'ombre des vagues et des roches (voir la section 6.2.3). Quelques tests ont été effectués afin de déterminer la taille optimale du filtre médian à utiliser pour extraire la quantité de rouge. Sur les images DM9767 et DM9988, cinq filtres dont la taille varie entre 10 et 40 pixels ont été testés. Les images ont été filtrées à l'aide de la fonction *medfilt* de Matlab.

L'effet des filtres a été évalué en analysant les résultats d'une calibration effectuée à partir de deux images filtrées. Seule la bande rouge a été utilisée pour les tests. Le principal critère de comparaison est le R^2 de la régression entre la quantité de rouge et la hauteur d'eau.

7.3.3 Correction de l'intensité lumineuse

Le changement de luminosité d'une image à l'autre fait en sorte que les paramètres de la régression, particulièrement l'ordonnée à l'origine, changent d'une image à l'autre. Ce phénomène est sans importance lorsque l'on procède à une calibration image par image, mais il est très problématique lorsque l'on souhaite établir un modèle commun applicable à toutes les images. Dans le cadre de ce mémoire, deux méthodes de correction de l'intensité lumineuse ont été testées. Les deux méthodes procèdent en décalant les histogrammes des intensités lumineuses.

Méthode 1 : Translation d'histogramme par rapport à une image de référence, avec zone de recouvrement

La première méthode consiste à décaler les histogrammes d'intensité lumineuse en utilisant les zones de recouvrement entre deux images successives. Cette méthode nécessite la présence d'une zone de recouvrement entre les deux images (figure 7.2 a). En principe, l'histogramme de l'intensité lumineuse de la zone de recouvrement devrait avoir la même forme sur les deux images. Il sera toutefois décalé si l'intensité lumineuse diffère. Il suffit donc de décaler l'histogramme de l'une des deux images en additionnant à chaque pixel la différence de la moyenne d'intensité des deux images (figure 7.2 c).

Les images ont préalablement été lissées avec un filtre médian de 33 x 33 pixels. La méthode nécessite que les images soient dans le même référentiel. Le référencement

a été fait dans ArcGIS. Sa précision est de l'ordre du pixel. Les images doivent aussi avoir été classifiées, de façon à pouvoir isoler les pixels correspondant à de l'eau dans chaque image. L'algorithme qui permet de décaler les histogrammes a été développé dans Matlab. Il procède comme suit :

1. Isoler les zones « eau » dans l'image 1 à l'aide de la classification des images.
2. Trouver les coordonnées du polygone qui correspond à la zone de recouvrement.
3. Extraire l'intensité de rouge de chaque pixel situé à la fois dans la zone « eau » et dans le polygone de recouvrement pour l'image 1.
4. Répéter l'opération 3 pour l'image 2, en prenant soin d'utiliser la même classification qu'à l'étape 1, ce qui évite des erreurs liées à une mauvaise classification.
5. Calculer la quantité de rouge moyenne pour chacune des deux images.
6. Calculer la différence des moyennes et additionner la valeur obtenue à chaque pixel de l'image 2.

Méthode 2 : Translation d'histogramme par rapport au q_{95}

La deuxième méthode se base uniquement sur les caractéristiques des histogrammes d'intensité lumineuse, sans tenir compte de la position des pixels dans l'image. Sur l'histogramme des intensités de rouge d'une image donnée, l'extrémité gauche correspond aux zones très profondes et l'extrémité droite correspond aux zones peu profondes. Théoriquement, sur une image qui possède des profondeurs presque nulles, le maximum d'intensité (l'extrémité droite, I_{max}) devrait correspondre à une profondeur nulle. En supposant que chaque image possède des zones de profondeur quasi nulle, il suffit alors de décaler les histogrammes en ramenant tous les I_{max} à la même valeur (voir figure 7.3).

En pratique, le I_{max} ne correspond pas nécessairement à une profondeur nulle. Ceci est dû aux erreurs de classification ou aux reflets qui saturent les capteurs. C'est pourquoi on choisira ici de décaler les histogrammes par rapport au 95^e percentile (q_{95}) plutôt qu'au I_{max} . L'algorithme procède comme suit :

1. À l'aide des classifications (voir annexe B), identifier les pixels « eau » dans chaque image.
2. Pour chaque image, extraire l'intensité de rouge pour tous les pixels «eau».
3. Pour chaque image, calculer le 95^e centile (q_{95}) de l'intensité lumineuse.

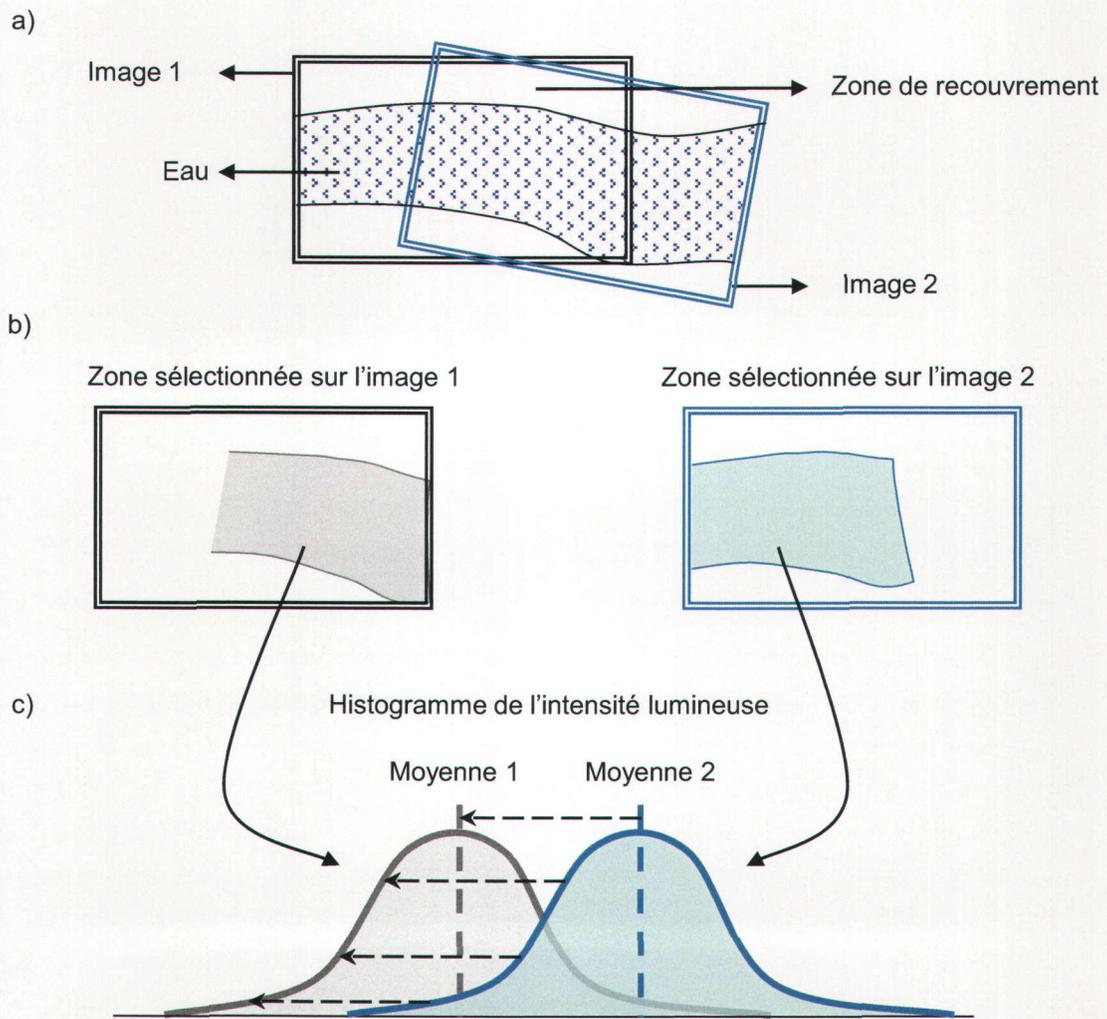


FIGURE 7.2 – Méthode de correction de l'intensité lumineuse : translation de l'histogramme à partir d'une zone de recouvrement. a) Zone de recouvrement. b) Isolation des pixels à la fois dans l'eau et dans la zone de recouvrement pour les deux images. c) Calcul des moyennes et translation du deuxième histogramme.

4. Décaler l'histogramme de chaque image de façon à ce que le q_{95} soit toujours égal à 142. Cette valeur a été fixée arbitrairement. Elle correspond au q_{95} le plus élevé des quatre images étudiées.

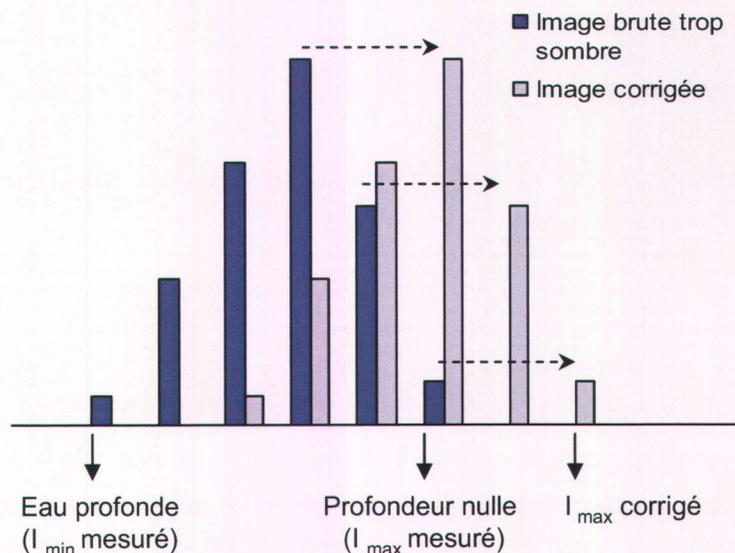


FIGURE 7.3 – Correction de l'intensité lumineuse : illustration de l'effet de la translation par rapport au q_{95} sur l'histogramme de l'intensité lumineuse d'une image quelconque.

Comparaison des deux méthodes de correction de l'intensité lumineuse

La comparaison des deux méthodes s'effectue principalement en analysant les paramètres de la droite de régression qui unit la hauteur d'eau et l'intensité lumineuse des pixels. Ce que l'on souhaite, avec la correction de l'intensité lumineuse, est de ramener le $\ln(I_{0r})$ à la même valeur pour une série d'images.

7.4 Calibration et validation

Différentes méthodes et différents traitements peuvent être utilisés pour calibrer le modèle, selon les données disponibles et l'application que l'on souhaite en faire. L'élaboration d'un modèle propre à chaque image est une opération relativement simple et très efficace. La section 7.4.1 explique en détail la procédure qui a été utilisée dans ce mémoire.

L'élaboration d'un modèle applicable à l'ensemble des images, incluant celles sur lesquelles on ne possède aucune donnée de calibration est une opération plus complexe, qui nécessite de prendre en considération les variations de l'intensité lumineuse (conditions atmosphériques, position du Soleil et paramètres de l'appareil photo), des propriétés de l'eau (matière en suspension) ainsi que celles du substrat (couleur, nature). Les méthodes utilisées sont détaillées à la section 7.4.2.

7.4.1 Élaboration d'un modèle propre à chaque image

On possède des données au sol pour quatre images (voir l'annexe pour la localisation et le nombre de données). Pour établir un modèle propre à chacune de ces images, il suffit d'effectuer une régression simple en utilisant la bande la plus sensible à l'absorption de l'eau, soit la bande rouge. Il est nécessaire d'appliquer une transformation logarithmique sur la variable endogène. Cette transformation est justifiée par la Loi de Beer-Lambert, qui suppose que la quantité de lumière transmise diminue exponentiellement avec la profondeur. Pour linéariser l'équation et effectuer la régression, on prend le logarithme népérien des deux côtés de l'équation et on obtient :

$$\ln(I_r) = \ln(I_{0r}) + \alpha_r h, \quad (7.1)$$

où I_r est la quantité de rouge captée par l'appareil photo, I_{0r} est la quantité de lumière captée pour une profondeur nulle, α_r est le coefficient d'atténuation du rouge par l'eau et h est la hauteur d'eau. La prédiction de la hauteur d'eau se fait en isolant h dans l'équation 7.2. On obtient :

$$h = \frac{\ln(I_r) - \ln(I_{0r})}{\alpha_r}. \quad (7.2)$$

Les régressions ont été effectuées dans Matlab avec la fonction *regress* et les résultats ont été validés par validation croisée. Le critère utilisé pour juger de la qualité du modèle est le R^2 . Étant donné l'utilisation d'une échelle logarithmique, le R^2 ne peut être interprété comme étant le pourcentage de la variance expliqué par la variable explicative. Il s'agit tout de même d'un bon indicateur de l'adéquation du modèle. Il est néanmoins préférable de juger du modèle avec les résultats de la validation croisée. Les indicateurs utilisés pour la validation sont l'erreur moyenne (équation 3.1),

la moyenne des erreurs absolues (équation 3.2), l'erreur type (équation 3.3) et l'erreur relative moyenne (équation 3.4). L'erreur moyenne est considérée comme un indicateur du biais alors que l'erreur moyenne absolue et l'erreur type sont considérées comme un indicateur de la précision. L'erreur relative moyenne permet d'évaluer l'erreur par rapport à la profondeur.

Enfin, les différentes droites de régression obtenues seront aussi comparées entre elles à partir de leurs paramètres ($\ln(I_{0r})$, α).

7.4.2 Élaboration d'un modèle commun

Un modèle commun doit pouvoir être appliqué à toutes les images, incluant celles pour lesquelles aucun point de calibration n'est disponible. Pour ce faire, il est nécessaire de considérer les variations d'intensité lumineuse ainsi que des propriétés optiques de l'eau et du substrat.

Toutes les méthodes utilisées procèdent par régression et ont été effectuées avec la fonction *proc reg* du logiciel SAS. On comparera trois modèles de régression. Le premier modèle est une régression log-linéaire simple avec la bande rouge (équation 7.3). Le second modèle, souvent retenu dans la littérature, est une régression linéaire utilisant le ratio entre le rouge et le vert comme variable prédictive (équation 7.4). Enfin, le dernier modèle est une régression multiple, qui utilise les trois bandes (rouge, vert et bleu). Le dernier modèle est un peu plus complexe que les deux précédents en raison de la colinéarité entre l'intensité de rouge, de vert et de bleu pour un même pixel. La présence de multicollinéarité rend la régression multiple hasardeuse. Pour remédier au problème, la régression sera effectuée non pas sur l'intensité de rouge, de vert et de bleu, mais sur les trois composantes principales qui y sont associées (équation 7.5) (voir Foucart (2006) pour des détails sur la multicollinéarité et les solutions possibles). On parlera ici de régression orthogonale.

$$h = a_0 + a_1 \ln(I_{\text{rouge}}) \quad (7.3)$$

$$h = a_0 + a_1 \frac{I_{\text{rouge}}}{I_{\text{vert}}} \quad (7.4)$$

$$h = a_0 + a_1CP_1 + a_2CP_2 + a_3CP_3 \quad (7.5)$$

où h est la hauteur d'eau, a_i sont les coefficients estimés par la régression et I_{rouge} et I_{vert} correspondent à l'intensité lumineuse captée par les bandes rouge et verte. Les CP_i sont les composantes principales calculées à partir de la matrice des corrélations des trois bandes spectrales (rouge, vert et bleu). L'analyse en composante principale consiste tout simplement à trouver des combinaisons linéaires des variables qui maximisent la variance. On peut voir chacune des composantes comme une moyenne pondérée des valeurs des trois bandes spectrales qui maximise la variance (la première composante étant celle qui maximise le plus la variance). Toutes les composantes principales sont non corrélées entre elles, d'où le nom de régression orthogonale.

Dans le cas de la régression simple et de la régression orthogonale, l'intensité lumineuse a d'abord été transformée en logarithme, étant donné notre connaissance de la nature du phénomène.

Pour éviter un redoublement des données utilisées, seule l'image présentant le plus de points de calibration sur chaque site a été utilisée pour la calibration. Ainsi, l'image DM9988 a été utilisée pour le site DM2 et l'image DM9767 a été utilisée pour le site DM3.

La qualité des modèles obtenus a été évaluée à partir du R^2 et de l'analyse des résidus (normalité et constance de leur variance). La signification de la droite de régression a été vérifiée par le test de Fisher. La normalité des résidus a été vérifiée avec le test de Shapiro-Wilks. La variance des résidus a été analysée visuellement avec les graphiques des résidus en fonction de l'intensité lumineuse.

Dans le cas de la régression orthogonale, le nombre de composantes principales retenues pour le modèle a été choisi par sélection descendante. Au seuil de 5%, les trois composantes principales ont été retenues.

Les images DM9983 (32 points) et DM9766 (71 points), qui n'ont pas été utilisées pour la calibration, ont été utilisées pour la validation. L'erreur (écart entre les valeurs prédites et les valeurs mesurées) a d'abord été analysée image par image, afin de vérifier si le modèle s'applique aussi bien aux deux sites. Ensuite, les erreurs des deux images ont été combinées pour calculer l'erreur moyenne, l'erreur absolue moyenne, l'erreur type et l'erreur absolue relative moyenne (voir la section 7.4.1).

Chapitre 8

Résultats de l'estimation de la hauteur d'eau

Ce chapitre présente les résultats obtenus lors de l'estimation des profondeurs. On présente d'abord l'effet des filtres sur la calibration de chaque image puis la calibration image par image. Ensuite, on présente les résultats des deux méthodes de correction de l'intensité lumineuse, étape nécessaire à l'élaboration d'un modèle applicable à toutes les images. On ne retiendra qu'une méthode, qui sera utilisée pour procéder à l'élaboration d'un modèle commun. La dernière section porte sur les résultats obtenus lors de l'élaboration d'un modèle commun, c'est-à-dire un modèle transférable à toutes les images.

8.1 Lissage

Comme il a été mentionné précédemment, il est nécessaire de filtrer les images pour éliminer les reflets sur l'eau. Dans cette section, on compare l'effet des différents filtres sur le modèle de régression mettant en relation la hauteur d'eau à la quantité de rouge captée sur l'image. On ne retiendra qu'un seul filtre qui sera utilisé pour la suite du traitement. Les tableaux 8.1 et 8.2 permettent de comparer les R^2 ainsi que les paramètres (la pente α et l'ordonnée à l'origine $\ln(I_0)$) de la régression entre la quantité de rouge et la hauteur d'eau obtenus avec les différents filtres. Le tableau présente aussi la valeur du 95^e centile de l'intensité lumineuse (q_{95}). Les filtres sont carrés et la taille présentée dans les tableaux correspond à la largeur du filtre.

TABLEAU 8.1 – Effet des filtres sur la calibration de l'image DM9767

Taille du filtre	1	10	20	25	33	40
R^2	0,54	0,75	0,82	0,85	0,86	0,86
α	-0,39	-0,41	-0,42	-0,43	-0,43	-0,43
$\ln(I_0)$	4,95	4,97	4,97	4,98	4,98	4,98
q_{95}	4,95	4,96	4,97	4,97	4,98	4,98

TABLEAU 8.2 – Effet des filtres sur la calibration de l'image DM9988

Taille du filtre	1	10	20	25	33	40
R^2	0,44	0,63	0,71	0,73	0,75	0,77
α	-0,83	-0,85	-0,83	-0,83	-0,82	-0,82
$\ln(I_0)$	4,80	4,82	4,80	4,80	4,80	4,80
q_{95}	4,76	4,66	4,65	4,64	4,63	4,63

En comparant les R^2 , on remarque que plus grand est le filtre, meilleure est la régression. Cet effet était prévisible : le filtre élimine une source d'erreur qui n'est pas prise en considération par le modèle de régression. Toutefois, le taux d'amélioration du R^2 diminue lorsque le filtre dépasse 33 pixels (la figure 8.1 permet de mieux visualiser le taux d'augmentation du R^2). Un filtre de 33 pixels, qui donne une bonne qualité de régression tout en ne grugeant pas inutilement de temps de calcul, a donc été appliqué à toutes les images. La taille de ce filtre correspond à une surface au sol d'environ 1 m² (les pixels ont une résolution au sol de 3 cm). Il est à noter que les tests ont été effectués sur la bande rouge, mais qu'un filtre de même taille a été appliqué aux bandes verte et bleue.

On remarque aussi que les filtres ne jouent que sur la précision des résultats et qu'ils ne modifient que très peu les paramètres de la régression. Dans tous les cas, la valeur du q_{95} et de l'ordonnée à l'origine de la droite de régression ($\ln(I_0)$) sont très similaires, peu importe la taille du filtre. Les figures 8.2 et 8.3 permettent de visualiser l'effet du filtre de 33 pixels sur la bande rouge sur deux images (DM9767 et DM9988).

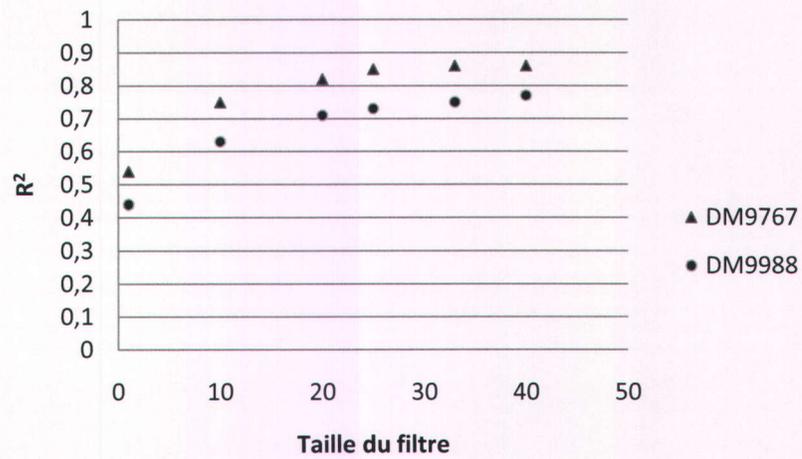


FIGURE 8.1 – Augmentation du R^2 avec la taille du filtre.

a) DM9767 brute

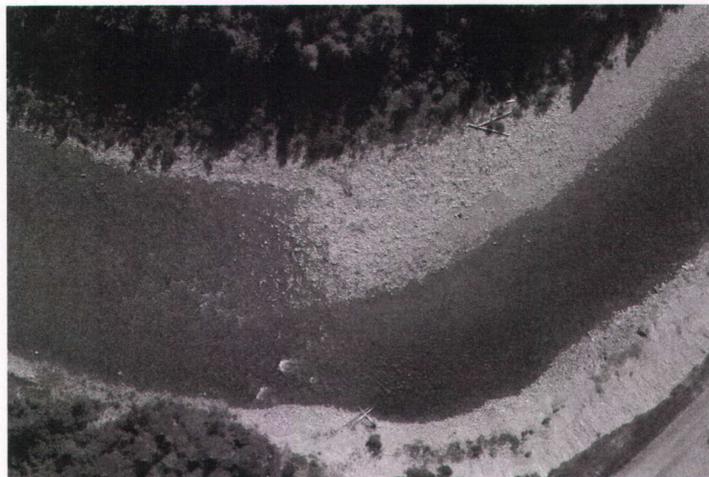


b) DM9767 filtrée



FIGURE 8.2 – Apparence de la bande rouge brute (a) et filtrée (b) de l'image DM9767. La taille du filtre est de 33×33 pixels.

a) DM9988 brute



b) DM9988 filtrée

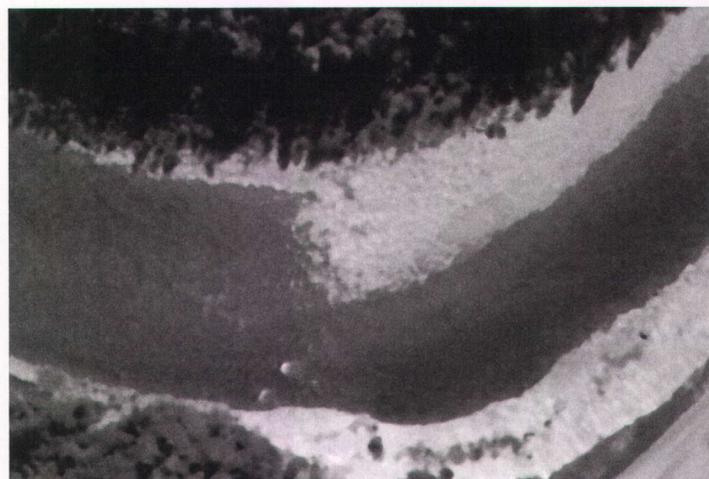


FIGURE 8.3 – Apparence de la bande rouge brute (a) et filtrée (b) de l'image DM9988. La taille du filtre est de 33×33 pixels.

8.2 Modèle propre à chaque image

L'élaboration d'un modèle propre à chaque image pour laquelle des données de calibration sont disponibles est assez simple. L'utilisation de la bande rouge suffit à l'obtention de calibrations dont la qualité est largement suffisante. La figure 8.4 montre toutes les droites de régression obtenues et le tableau 8.3 présente les résultats de la calibration et de la validation croisée. Dans tous les cas, les droites sont significatives ($p < 0,05$), les résidus sont normaux (test de Lilliefors, $p > 0,05$) et la variance des résidus est constante.

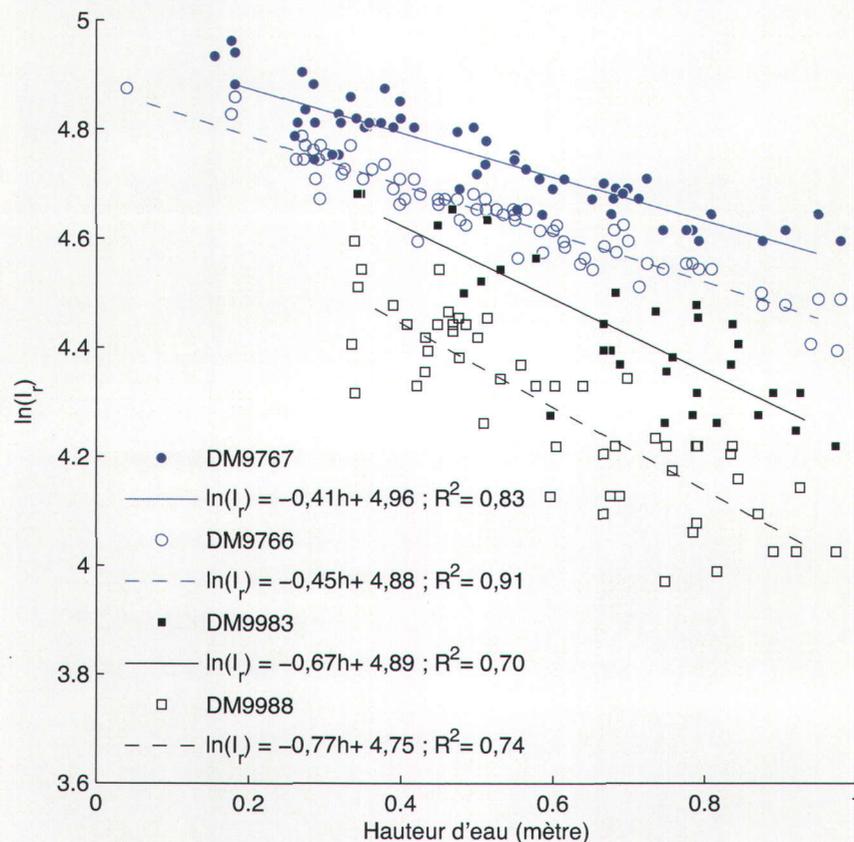


FIGURE 8.4 – Droites de régression obtenues pour la calibration de chacune des images séparément. Seule la bande rouge a été utilisée. I_r est la quantité de lumière captée par l'appareil photo.

Les résultats obtenus sont très bons, si l'on considère que le R^2 est toujours supérieur à 0,70. La validation croisée donne, elle aussi, de très bons résultats : le modèle n'est pas biaisé (moyenne des erreurs égale à 1 mm) et la précision est bonne (erreur absolue moyenne entre 5 cm et 9 cm).

TABLEAU 8.3 – Calibration et validation pour chaque image

	DM9766	DM9767	DM9983	DM9988
Statistiques de calibration				
Intervalle à 95% de $\ln(I_{0r})$	[4,86 ; 4,90]	[4,93 ; 4,98]	[4,78 ; 5,01]	[4,67 ; 4,83]
Intervalle à 95 % de α	[-0,48 ; -0,41]	[-0,45 ; -0,36]	[-0,83 ; -0,51]	[-0,90 ; -0,64]
R^2	0,91	0,83	0,70	0,74
Statistiques de validation croisée				
Erreur moyenne (m)	-0,001	-0,001	-0,001	-0,001
Erreur absolue moyenne (m)	0,055	0,080	0,090	0,092
Erreur-type (m)	0,073	0,107	0,109	0,112
Erreur absolue relative moyenne (%)	16,4	22,2	14,1	17,0

On remarque que la valeur du I_{0r} diffère passablement d'une image à l'autre. On s'attendait à ce résultat en raison des variations d'intensité lumineuse d'une image à l'autre. Lorsque l'on possède des données de calibration sur chaque image, l'élaboration d'un modèle propre à chaque image ne nécessite pas de correction d'intensité lumineuse, l'ordonnée à l'origine étant estimée à partir des mesures au sol. Le problème de changement de luminosité doit toutefois être corrigé avant de procéder à l'élaboration du modèle commun.

On remarque en plus, au tableau 8.3, que la valeur du α (la pente de la droite), varie elle aussi d'une image à l'autre et surtout d'un site à l'autre. Les deux images du site DM2 (les images DM9983 et DM9988) ont des α similaires : l'intervalle de confiance à 95% des deux pentes se recoupe. Il en est de même pour les deux images du site DM3. Toutefois, si l'on compare les deux sites, la valeur du α est significativement différente. Ceci permet de croire que les propriétés de l'eau ou du substrat ne sont pas les mêmes d'un site à l'autre.

8.3 Correction de l'intensité lumineuse

8.3.1 Méthode 1 : translation de l'histogramme d'intensité lumineuse à partir de la zone de recouvrement entre deux images

L'image DM9988 a été corrigée en utilisant comme histogramme de référence celui de l'image DM9983. L'image DM9767 a été corrigée en utilisant l'image DM9766. Les figures 8.5 et 8.6 présentent l'allure des histogrammes d'intensité de rouge avant et après la correction pour la zone de recouvrement des deux images. Avant la correction de l'intensité lumineuse, les deux histogrammes de l'image brute sont légèrement décalés l'un par rapport à l'autre (figures 8.5a et 8.6a). Après correction, les deux histogrammes sont très similaires (figures 8.5b et 8.6b). Les paramètres de la régression calculés à partir des données brutes et corrigées sont présentés au tableau 8.4. La correction a pour effet de diminuer l'écart entre les paramètres obtenus sur les deux images d'un même site. Par contre, l'écart entre les paramètres des deux sites demeure le même, étant donné que l'image de référence utilisée n'est pas la même.

On peut donc affirmer que pour deux images successives, la méthode fonctionne assez bien. Pour deux sites éloignés, il faudrait toutefois appliquer la méthode successivement d'une image à l'autre, du premier site au second site. Dans ce cas-ci, pour relier le site DM2 et DM3, il serait nécessaire de répéter l'opération environ 150 fois. Cette opération, en plus d'être très longue, entraînerait possiblement une certaine dérive.

TABLEAU 8.4 – Correction de l'intensité lumineuse à partir de la zone de recouvrement : paramètres de la régression entre la hauteur d'eau et la quantité de rouge

DM2	<i>DM9983</i>	<i>DM9988</i>	<i>DM9988 corrigée</i>
α	-0,67	-0,77	-0,64
I_0	4,89	4,75	4,86
DM3	<i>DM9766</i>	<i>DM9767</i>	<i>DM9767 corrigée</i>
α	-0,45	-0,41	-0,45
I_0	4,88	4,97	4,88

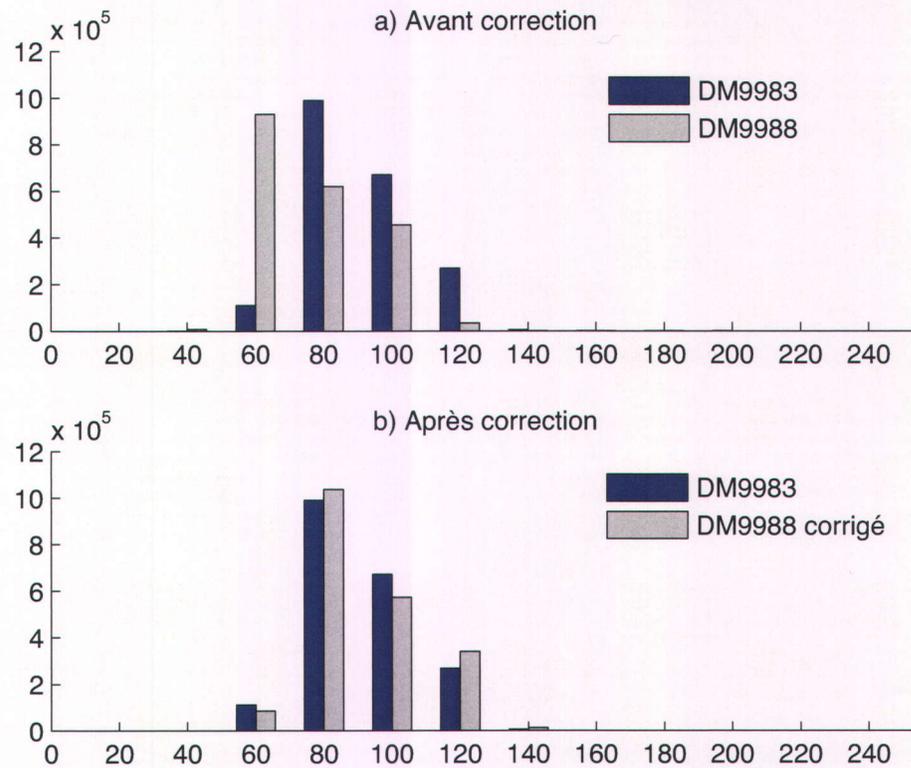


FIGURE 8.5 – Correction de l'intensité lumineuse : translation de l'histogramme de l'intensité lumineuse à partir de la zone de recouvrement, site DM2.

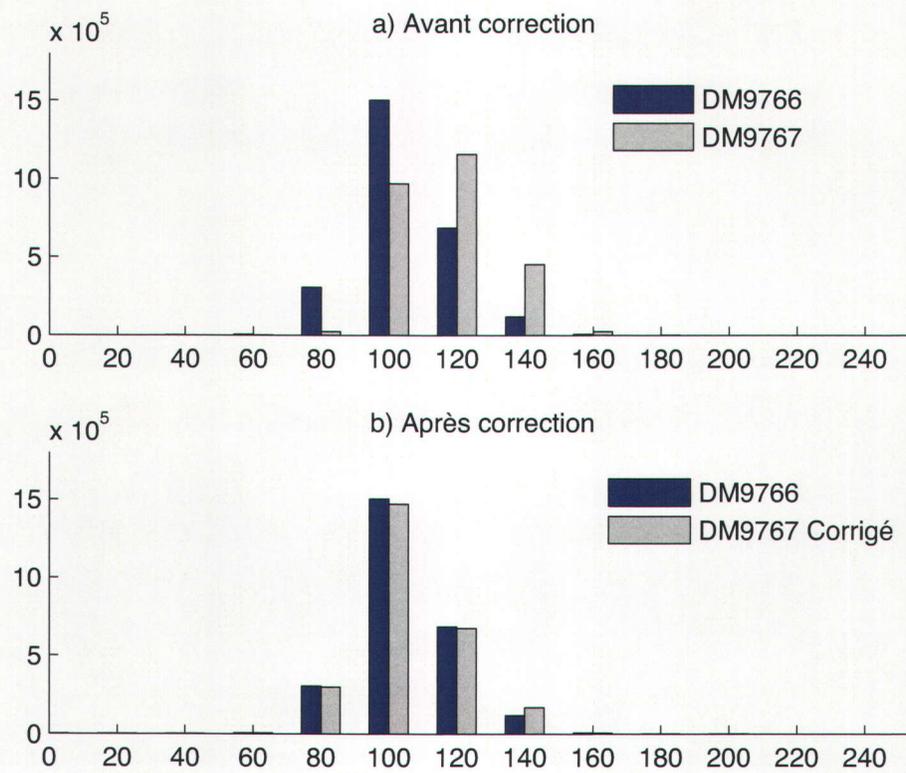


FIGURE 8.6 – Correction de l'intensité lumineuse : translation de l'histogramme de l'intensité lumineuse à partir de la zone de recouvrement, site DM3.

8.3.2 Méthode 2 : translation de l'histogramme d'intensité lumineuse par rapport au q_{95}

La figure 8.7 présente, pour chaque image, l'histogramme des intensités de rouge avant et après correction de l'intensité par translation par rapport au q_{95} . La correction a ramené tous les histogrammes dans un intervalle de valeurs similaire. Il en est de même pour les paramètres de la régression (tableau 8.5).

Il est à noter que l'histogramme de l'image DM9767 est le même avant et après correction, car le q_{95} utilisé comme valeur de référence (142) est celui de cette image.

TABLEAU 8.5 – Paramètres de la régression obtenus en corrigeant l'intensité lumineuse en utilisant le 95^e centile

	<i>Données non corrigées</i>		<i>Données corrigées</i>	
	I_0	α	I_0	α
DM9767	4,88	-0,45	4,96	-0,40
DM9767	4,96	-0,41	4,96	-0,41
DM9983	4,89	-0,67	5,05	-0,52
DM9988	4,75	-0,77	5,01	-0,50

Cette méthode est plus simple que la précédente et n'entraîne pas de dérive. On s'attend, avec cette méthode, à ce qu'il persiste des sauts d'intensité lumineuse entre les images. L'ampleur de ces sauts a été évaluée grossièrement en utilisant les points de la zone de recouvrement des deux images. La différence des hauteurs d'eau prédites est de 2 cm pour le site DM3 et de 5 cm pour le site DM2. Étant donné la simplicité de la méthode et la petitesse du saut, c'est cette méthode qui est utilisée pour l'élaboration du modèle commun.

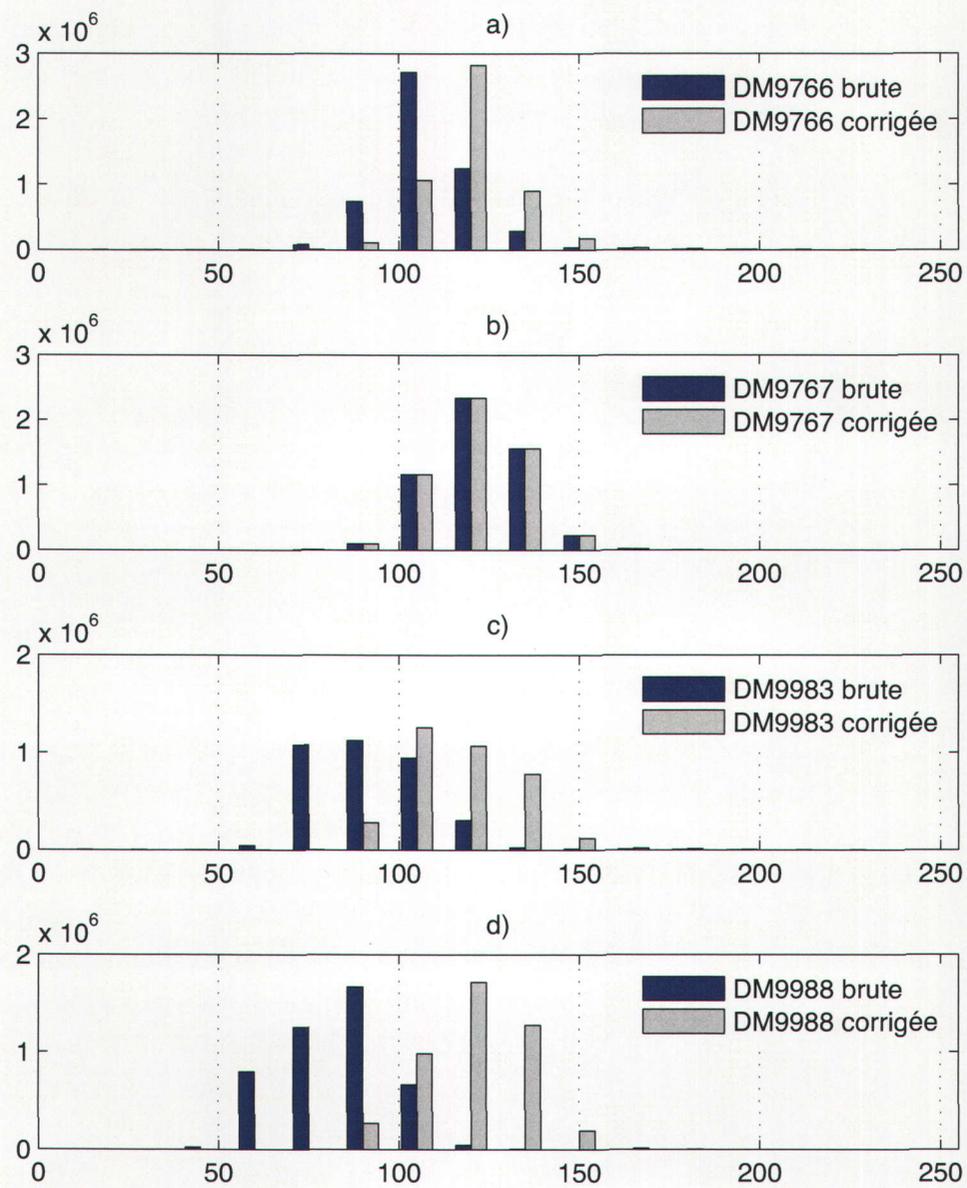


FIGURE 8.7 – Histogramme des intensités lumineuses avant et après correction avec la méthode du q_{95} .

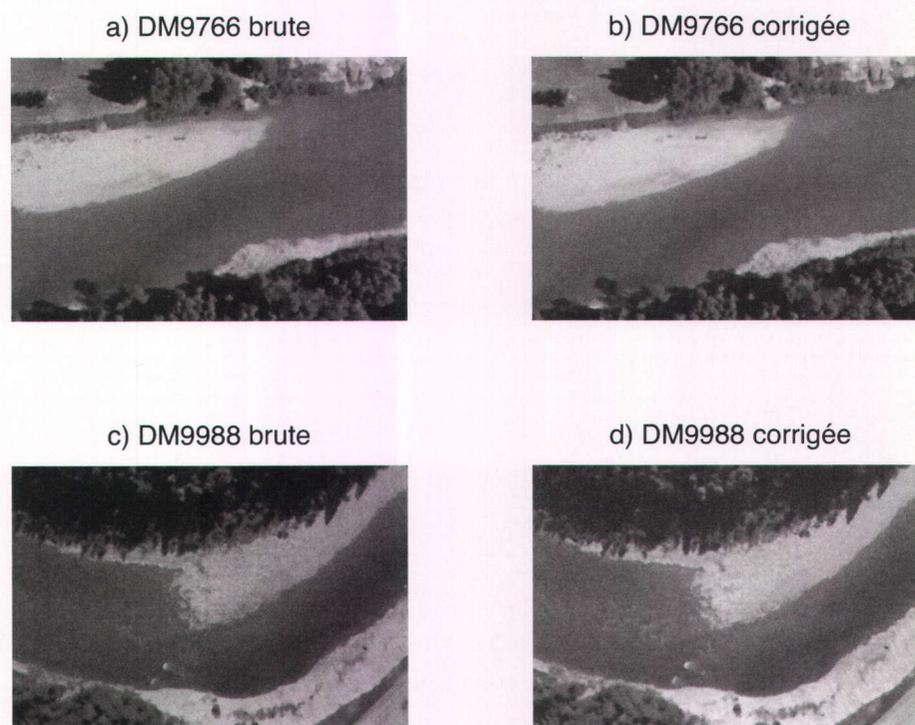


FIGURE 8.8 – Bande rouge avant et après correction de l'intensité lumineuse avec la méthode du q_{95} .

8.4 Modèle commun

Une régression a été effectuée entre la hauteur d'eau et les variables suivantes : rouge (plus précisément, le log du rouge), ratio du rouge sur le vert (rouge/vert) et composantes principales (régression orthogonale). Les modèles utilisent les informations des images DM9988 et DM9767 avec et sans correction de l'intensité lumineuse (méthode de translation par rapport au q_{95}). Pour identifier le modèle le plus approprié, on compare d'abord la qualité des modèles sur la base du R^2 . Le tableau 8.6 présente les R^2 des droites de régression obtenues en calibrant à partir des données des images DM9988 et DM9767 combinées. Les paramètres sont significatifs ($p < 0,05$) et les résidus sont normaux ($p < 0,05$).

TABLEAU 8.6 – R^2 obtenus pour différents modèles communs d'estimation de la profondeur

<i>Variable(s) utilisée(s) pour la régression</i>	<i>Image brute</i>	<i>Intensité lumineuse corrigée</i>
<i>Rouge</i>	0,36	0,78
<i>Rouge, vert et bleu (régression orthogonale)</i>	0,44	0,80
<i>Rouge / vert</i>	0,33	0,10

Le premier constat à faire en observant le tableau 8.6 est qu'une simple correction de l'intensité lumineuse améliore grandement la qualité du modèle avec la bande rouge. Le pourcentage de la variance expliqué par la variable explicative – le R^2 – double lorsque la luminosité est corrigée. En réalité, ce que l'on observe dans ce cas, est que la relation entre la hauteur d'eau et la quantité de rouge n'est pas linéaire avant la correction de l'intensité lumineuse : les deux images ont leur propre équation de régression et elles sont significativement différentes ($p < 0,0001$). On observe exactement le même phénomène avec la régression orthogonale.

Avec le ratio du rouge/vert, par contre, la correction de l'intensité lumineuse dégrade les résultats. La relation entre la profondeur et le ratio n'est pas linéaire et la correction de l'intensité lumineuse ne règle pas le problème ; on observe clairement deux groupes de données correspondants aux deux sites (figure 8.9). On peut même penser que la correction de l'intensité lumineuse introduit une variabilité supplémentaire qui a pour effet de détériorer la qualité des résultats. Il semble que le ratio rouge/vert n'est pas constant tout le long de la rivière. Une transformation logarithmique a été tentée

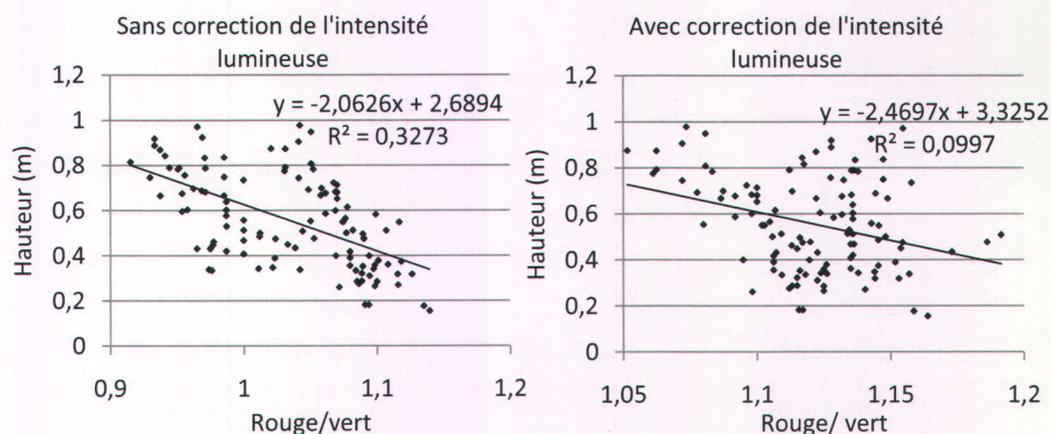


FIGURE 8.9 – Illustratio de la non-linéarité de la relation entre le ratio rouge/vert et la profondeur pour améliorer le modèle, mais les résultats n'étaient pas meilleurs. Ainsi, il est justifié d'écartier ce modèle.

On a donc que, la relation n'est linéaire qu'avec la bande rouge (équation 8.1) et la régression orthogonale (équation 8.2), et ce, uniquement dans le cas où la luminosité est corrigée. Dans ces deux cas, tous les postulats de la régression sont respectés, sauf la variance des résidus qui a tendance à être légèrement croissante dans le cas de la régression orthogonale. Dans tous les autres cas, la régression linéaire n'est pas appropriée alors il n'est pas nécessaire de tenter une validation.

L'égalité des coefficients des deux images prises séparément a été testée et les coefficients sont considérés égaux ($p > 0,05$). Il est donc justifié de combiner les deux images.

Le tableau 8.7 présente la validation des résultats faite sur les deux images qui n'ont pas été utilisées pour la calibration (les images DM9983 et DM9766).

La régression orthogonale et la régression simple sur la bande rouge donnent toutes deux de bons résultats. Leur précision est similaire, mais la régression orthogonale donne des résultats nettement moins biaisés (un biais de 5 mm pour la régression orthogonale contre 27 mm pour la régression simple sur la bande rouge). Ces deux derniers modèles sont les plus intéressants. Les équations correspondantes sont les suivantes :

$$h = 9,23 - 1,82 \ln(I_{\text{rouge}}) \quad (8.1)$$

TABLEAU 8.7 – Résultats de la validation pour les modèles communs avec correction de l'intensité lumineuse

	<i>Rouge</i>	<i>Rouge, vert et bleu (régression orthogonale)</i>
<i>Erreur moyenne (m)</i>	-0,027	-0,005
<i>Erreur absolue moyenne (m)</i>	0,071	0,068
<i>Erreur-type (m)</i>	0,089	0,086
<i>Erreur absolue relative moyenne (%)</i>	15,4	14,1

$$h = 0,5566 - 0,1053CP_1 + 0,6337CP_2 - 0,2884CP_3 \quad (8.2)$$

où h est la hauteur d'eau en mètres, I_{rouge} est l'intensité de rouge et CP_1 , CP_2 et CP_3 sont les trois composantes principales calculées sur la matrice des corrélations des trois bandes spectrales (rouge, vert et bleu). Les trois composantes sont significatives au seuil de 5%.

La figure 8.10 permet de comparer les erreurs image par image. On constate que la qualité des prédictions varie d'une image à l'autre. Les meilleurs résultats sont obtenus sur l'image DM9767. Ceci était tout à fait prévisible, d'une part parce que cette image a servi à la calibration, et d'autre part parce que c'est l'image sur laquelle le plus grand nombre de données étaient disponibles. Elle est donc surreprésentée dans la calibration. Les deux images du site DM2 (les images DM9983 et DM9988) présentent un plus grand biais. L'image DM9983 présente les moins bons résultats de validation. Il est possible qu'une valeur extrême en soit la cause.

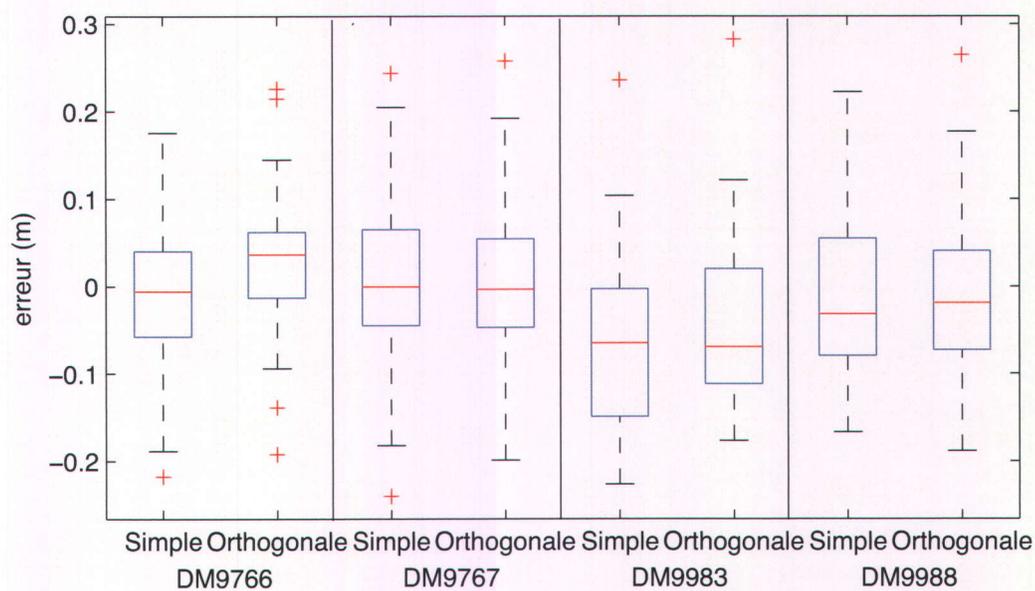


FIGURE 8.10 – Distribution des erreurs de prédiction selon la méthode utilisée et l'image. La barre horizontale correspond à la médiane, la boîte représente les limites des premier et dernier quartiles, les lignes représentent l'étendue des données et les « + » situent les horsains. Les erreurs des images DM9767 et DM9988 sont des erreurs de calibration alors que les erreurs des images DM9766 et DM9988 sont des erreurs de validation.

Chapitre 9

Discussion sur l'estimation de la hauteur d'eau

Les résultats présentés au chapitre précédent montrent qu'il est possible d'extraire la hauteur d'eau de la rivière Dartmouth à partir d'images aériennes, avec une précision d'à peine une dizaine de centimètres. Dans ce chapitre, il sera question de quelques aspects méthodologiques et du choix du modèle. Les résultats obtenus seront brièvement comparés à ceux des travaux antérieurs. Il sera en outre question des limites d'application de la méthode.

9.1 Le lissage

L'application d'un filtre permet sans contredit d'améliorer la qualité des résultats en éliminant presque complètement l'une des sources d'erreur les plus importantes : les reflets. Les filtres réduisent donc la variance du modèle (augmentation de la précision), tout en n'ayant que peu d'effet sur les paramètres du modèle (voir tableaux 8.1 et 8.2).

En traitement d'images, une meilleure résolution (spectrale, spatiale et radiométrique) est généralement synonyme de meilleurs résultats. Il semble toutefois que ce ne soit pas nécessairement le cas lorsque l'on cherche à estimer la profondeur de l'eau. Feurer *et al.* (2008) affirment par ailleurs qu'une très fine résolution des images ne donne pas nécessairement les meilleurs résultats. En effet, les meilleurs résultats de Feurer *et al.* (2008) ont été obtenus avec une taille de pixel au sol d'un mètre carré, ce qui correspond *grosso modo* à la taille de la fenêtre du filtre de lissage qui a été utilisé dans

ce mémoire. L'effet d'un filtre est similaire à celui d'une résolution plus grossière. En effet, la valeur obtenue sur le pixel d'un mètre carré correspond à la moyenne de l'intensité spectrale sur cette surface, ce qui revient à peu près à passer un filtre moyennant d'un mètre carré. La méthode utilisée ici est toutefois préférable, d'une part parce que le filtre médian utilisé élimine plus efficacement les valeurs extrêmes que la moyenne, d'autre part parce que la fenêtre utilisée est une fenêtre mobile, qui attribue une valeur à chaque pixel plutôt que de segmenter l'image en fenêtres de 1 m^2 . On peut néanmoins penser que la résolution spatiale n'a pas besoin d'être aussi fine pour estimer efficacement la profondeur.

9.2 Le modèle propre à chaque image

À la lecture des résultats, on constate que l'élaboration d'un modèle propre à chaque image est une opération simple et efficace lorsque l'on possède des points de calibration au sol et qu'il est possible de les localiser sur l'image.

Comme il a été noté dans les résultats, chaque image donne une droite de régression différente. L'ordonnée à l'origine des droites est fonction de l'intensité lumineuse des images. Pour deux images sur un même site (par exemple les images DM9766 et DM9767, qui présentent toutes deux le site DM3), il est peu probable que le changement de luminosité ait comme source les conditions atmosphériques ou d'ensoleillement, car les images ont été prises à quelques secondes d'intervalle. Il est donc fort à parier que ces variations sont imputables aux changements des paramètres de l'appareil photo.

Par contre, entre les deux sites (par exemple, entre les images DM9766 et DM9983), il est possible que les conditions atmosphériques et d'ensoleillement aient changé, mais il est clair que les paramètres de l'appareil photo ont aussi eu une certaine influence. Malheureusement, les métadonnées des images (qui contiennent les informations sur les paramètres de l'appareil photo) ne sont pas disponibles, auquel cas il aurait été possible de tenter une correction.

Quant à la pente de la droite de régression (α), elle correspond à peu de chose près au coefficient d'atténuation du rouge par la colonne d'eau et elle est fonction des propriétés optiques de l'eau et du substrat. Il est tout à fait normal que cette valeur soit la même pour les deux images d'un même site, et qu'elle diffère entre les deux sites. Les différences les plus évidentes entre les deux sites concernent les caractéristiques du substrat. Le substrat du site DM2 est plus grossier qu'au site DM3. De plus, des observations visuelles au sol ont permis d'identifier la présence d'algues sur le substrat du

site DM2. Ces deux éléments (principalement les algues) ont très certainement interféré avec les rayons lumineux et, conséquemment, modifié le coefficient d'atténuation du rouge. Dans plusieurs études, les auteurs ont par ailleurs pris soin de classifier les types de substrat avant d'élaborer les relations (Lejot *et al.*, 2007; Feurer *et al.*, 2008).

Dans leur article, Carbonneau *et al.* (2006) considèrent toutefois que, puisqu'il n'y a pas de tributaire suffisamment important pour modifier la concentration des sédiments en suspension dans l'eau, le coefficient d'atténuation du rouge devrait être le même sur tout le tronçon de 250 m de la rivière qu'ils ont étudiée. Il est possible, bien que peu probable, que ce soit le cas, car la concentration de sédiments en suspension n'est pas le seul élément à considérer. Les résultats présentés ici, tout comme ceux de Lejot *et al.* (2007) et de Feurer *et al.* (2008), montrent bien qu'on ne peut assumer que le coefficient d'atténuation soit le même tout au long de la rivière.

9.3 La correction de l'intensité lumineuse

La méthode de correction de l'intensité lumineuse basée sur la zone de recouvrement des deux images est très efficace, en ce sens où elle minimise les sauts d'une image à l'autre. Elle est toutefois plus laborieuse à implanter sur un grand nombre d'images successives, notamment en raison d'une possible dérive. Aussi, il est absolument nécessaire d'avoir une zone de recouvrement entre les images, sans quoi il est impossible d'appliquer la méthode. Elle nécessite de plus un référencement très précis des images, afin que les moyennes utilisées pour décaler les histogrammes représentent exactement les mêmes zones au sol.

La méthode basée sur le q_{95} est nettement plus simple et plus facile à appliquer sur un grand nombre d'images. Les zones de recouvrement entre les images ne sont pas nécessaires et le référencement des images n'a pas à être aussi précis. La classification des images, par contre, doit être d'une grande précision afin d'éliminer complètement les pixels situés sur les berges (dont l'intensité lumineuse est très élevée) du calcul du q_{95} . Cette méthode est moins efficace que celle utilisant les zones de recouvrement lorsqu'il s'agit d'éliminer les sauts entre les images successives. Surtout s'il n'y a pas de zones peu profondes dans l'image, auquel cas les pixels du q_{95} ne correspondront pas nécessairement à une profondeur près de zéro. Le saut est tout de même petit (2 à 5 cm).

L'utilisation du q_{95} est un critère assez arbitraire. Le choix s'est arrêté sur ce quantile parce que, lors des tests effectués sur les filtres, on a pu remarquer que l'ordonnée à

l'origine de la droite de régression ($\ln(I_{0r})$) correspondait à peu près à ce quantile (voir tableau 8.1 et 8.2). Cette valeur pourrait toutefois être optimisée pour améliorer la qualité des résultats.

9.4 Modèle commun

Pour élaborer un modèle applicable à toutes les images d'une rivière, il apparaît indispensable d'appliquer une correction de l'intensité lumineuse des images. Le fait de prendre toutes les images sous des conditions atmosphériques constantes et de fixer les réglages de l'appareil photo peut éviter les changements importants de luminosité, mais une correction de l'intensité lumineuse est quasi inévitable.

Lors de l'élaboration d'un modèle propre à chaque image, il avait été noté que le coefficient d'atténuation du rouge par l'eau était significativement différent d'un site à l'autre, car il n'y avait pas de recoupement entre l'intervalle de confiance des pentes des deux droites. La correction de l'intensité lumineuse a toutefois permis d'atténuer cette différence. Ainsi, les pentes obtenues sur les deux images prises séparément sont plus similaires, ce qui justifie le regroupement des données en une seule droite. Dans le cas des deux images utilisées ici, le regroupement des données est statistiquement justifiable pour les trois modèles de régression. Il est toutefois probable que cette façon de procéder ne soit pas aussi justifiée sur l'ensemble des images. Les zones de la rivière où le substrat est très différent ont sans doute une relation profondeur-intensité de rouge différente. D'ailleurs, le diagramme à moustaches présentant les erreurs sur chaque image séparément (figure 8.10) montre que la qualité des prédictions varie d'une image à l'autre. En fait, si l'on avait fait un rééchantillonnage dans les données du site DM9767 de façon à ce que le nombre d'observations soit le même sur les deux sites, les résultats de la validation auraient probablement été plus similaires d'une image à l'autre. Il serait éventuellement nécessaire de prendre des points de calibration sur un plus grand nombre de sites pour s'assurer de la transférabilité du modèle à l'ensemble des images de la rivière.

9.5 Comparaison avec les travaux antérieurs

La comparaison avec les travaux antérieurs est, pour différentes raisons, assez difficile. Premièrement, la méthode diffère toujours un peu d'une étude à l'autre. Il arrive que les différences méthodologiques soient clairement identifiables ; la résolution au sol,

par exemple, est un élément toujours clairement mentionné. Par contre, les critères utilisés pour juger de la qualité d'un modèle, de son biais et de sa précision sont rarement spécifiés.

Le tableau 9.1 permet néanmoins de situer les résultats obtenus par rapport aux travaux antérieurs. Seuls les travaux utilisant des méthodes similaires (image visible, multibande) sont présentés. Les modèles communs retenus pour la comparaison sont ceux impliquant une régression simple avec la bande rouge et une régression orthogonale avec les trois bandes. Le modèle avec ratio n'a pas été retenu parce que, dans le cadre de cette étude, ce modèle s'est avéré moins intéressant que les autres, même dans sa forme avec transformation logarithmique.

On remarque que les R^2 des deux modèles obtenus ici sont nettement supérieurs à ceux obtenus par Carbonneau *et al.* (2006) et Feurer *et al.* (2008). Ils sont comparables à celui obtenu par Lejot *et al.* (2007) sur le site Planet. La transformation logarithmique appliquée sur la bande rouge empêche toutefois d'interpréter le R^2 comme un pourcentage de la variance expliqué par la bande rouge. Il est alors préférable de comparer les résultats de la validation.

Feurer *et al.* (2008) obtiennent une précision étonnamment bonne en regard du R^2 obtenu et du biais de leur modèle. Le manque de détails méthodologiques empêche de pousser la comparaison plus loin. Il en est de même pour la comparaison avec les travaux de Lejot *et al.* (2007), dans lesquels aucune validation du modèle n'a été tentée.

La régression orthogonale effectuée dans le cadre de ce mémoire se compare avantageusement aux résultats des travaux antérieurs, tant au niveau du biais que de la précision. Cette méthode présente toutefois le désavantage d'être assez compliquée et les paramètres du modèle sont difficiles à interpréter. En ce qui concerne la régression sur la bande rouge, le biais obtenu ici est beaucoup plus élevé que celui obtenu par Carbonneau *et al.* (2006), mais la précision semble meilleure.

Au tableau 9.1, seuls les résultats des études effectuées avec des images couleur dans le visible sont présentés. Il est toutefois important de noter que plusieurs études ont permis d'estimer la bathymétrie d'une rivière à partir d'images hyperspectrales (voir notamment les travaux de Fonstad et Marcus (2005) et Legleiter et Kyriakidis (2006)). Dans la plupart des cas, les auteurs utilisant ce type d'image privilégient l'utilisation d'un ratio de deux bandes (généralement le rouge sur le vert). Or, dans les résultats présentés aux tableaux 8.6 et 8.7, on remarque que le ratio du rouge sur le vert ne donne pas d'aussi bons résultats que les deux autres modèles. Ceci pourrait s'expliquer par le fait qu'une bonne partie des sources d'erreurs que l'on souhaite habituellement

TABLEAU 9.1 – Comparaison des résultats de l'estimation de la profondeur avec les travaux antérieurs

	<i>Carbonneau et al (2006)</i>	<i>Lejot et al (2007) ⁽¹⁾</i>	<i>Lejot et al (2007) ⁽²⁾</i>	<i>Feurer et al (2008)</i>	<i>Cette étude</i>	
Méthode et données						
<i>Plateforme</i>	Hélicoptère	Appareil téléguidé	Appareil téléguidé	Appareil téléguidé	Avion	
<i>Nombre d'images</i>	4	6	22	< 10	4	
<i>Résolution au sol (mm)</i>	30	50	140	10 à 30	30	
<i>Filtre (pixels)</i>	66x66	3x3	3x3	50x50 et 100x100	33x33	
<i>Type de régression</i>	log simple	log simple	multiple	-	log simple	Orthogonale
<i>Nombre de points de calibration</i>	1000	54	122	-	113	
<i>Bande</i>	Rouge	Rouge	Rouge et bleu	Rouge, vert et bleu	Rouge	Rouge, vert et bleu
<i>Nombre de points de validation</i>	500	-	-	500	103	
Résultats						
<i>R²</i>	0,49	0,81	0,53	0,2 et 0,5 ⁽³⁾	0,78	0,80
<i>Biais (mm)</i>	-8	-	-	50 et 70 ⁽³⁾	-27	5
<i>Précision (mm)</i>	155	-	-	70 et 90 ⁽³⁾	89	86

¹ Site de Planet

² Site Varambon

³ Les environnements ont été préalablement classifiés; la première valeur correspond aux résultats obtenus sur les seuils, la deuxième, sur les mouilles.

contourner en utilisant les ratios est atténuée par le lissage. Aussi, l'utilisation des ratios est sans doute plus efficace lorsque la résolution spectrale est plus grande, comme c'est le cas avec les images hyperspectrales.

9.6 Limites des modèles d'estimation de la profondeur

L'étendue des données utilisées pour la calibration va de 15 cm à 98 cm ; celle des données de validation, de 34 cm à 98 cm. En théorie, il serait prudent de ne pas tenter de prédire des valeurs à l'extérieur de cet intervalle. Dans la pratique, toutefois, il est permis d'extrapoler un peu. Pour les valeurs entre 0 et 15 cm, rien ne laisse supposer que la relation soit différente. Par conséquent, l'estimation des valeurs inférieures à 15 cm peut se faire avec le même modèle, à condition de prendre soin de ramener les valeurs négatives à zéro. Dans les zones plus profondes, il est par contre imprudent de tenter de prédire la profondeur, car on ne sait pas exactement quelle est la profondeur à partir de laquelle l'eau est «optiquement profonde» (c'est-à-dire la hauteur d'eau à partir de laquelle aucun rayon n'est transmis). De plus, la précision des estimations diminue avec la profondeur. Heureusement, les rivières à lit de gravier comme la Dartmouth sont peu profondes et l'intervalle de profondeur entre zéro et un mètre couvre la très grande majorité du lit.

9.7 Utilisation et potentiel

La méthode est sans aucun doute suffisamment précise pour estimer la bathymétrie d'une rivière. La méthode permet d'identifier très facilement les seuils et les mouilles pour des études géomorphologiques. Elle serait aussi très bien applicable dans les cas où l'on souhaite étudier les changements temporels de la forme du lit. En ce qui concerne l'écologie, la précision est suffisamment grande pour utiliser ces données de profondeur dans les modèles d'habitat, surtout dans les cas où chaque image a son modèle propre. La bathymétrie ainsi créée pourrait ensuite être utilisée pour calculer la vitesse de l'eau, une variable d'importance tant en écologie qu'en ingénierie.

Quatrième partie

Conclusion



Chapitre 10

Conclusion

Rappelons dans un premier temps que le but du mémoire était d'extraire des informations sur l'habitat physique du saumon à partir d'images aériennes haute résolution de la rivière Dartmouth. Les deux variables étudiées étaient la taille du substrat - plus précisément la taille médiane du substrat - et la profondeur. Ces deux variables sont généralement reconnues pour être utiles dans la modélisation des habitats du saumon.

Le premier objectif était d'extraire la taille du substrat par une méthode de traitement d'images basée sur l'analyse de texture. La conclusion déduite des résultats est que la méthode proposée permet d'avoir une bonne idée de la taille du substrat sur les bancs, c'est-à-dire sur les portions du lit de la rivière qui, lors du survol aérien, n'étaient pas sous l'eau. La précision des résultats n'est pas très bonne (23 cm), mais la méthode permet clairement d'observer les tendances à l'échelle de la rivière. Son utilité en géomorphologie est donc indéniable pour les études à l'échelle d'une rivière ou des maillons sédimentaires. Quant à savoir si les résultats obtenus sont suffisamment précis pour être utilisés dans les modèles d'habitat, il est difficile de le savoir, car on ne connaît pas exactement la précision nécessaire pour les modèles d'habitat.

Les travaux effectués ont permis d'identifier certaines limites dans la méthode d'extraction de la taille du substrat et de mettre en évidence quelques aspects techniques qui pourraient améliorer les résultats. En ce qui concerne les limites, on remarque notamment que l'intervalle de taille de substrat pouvant être prédite est confiné entre la résolution spatiale de l'image et la taille de la fenêtre d'auscultation. Au niveau des recommandations d'ordre technique, les travaux ont permis d'ajouter un élément à ce qui avait déjà été mentionné dans la littérature, soit qu'il est important que l'altitude de l'avion demeure constante lors du survol. En effet, les changements d'altitude modifient la résolution au sol, ce qui affecte l'indice de texture et rend difficile l'application d'un

même modèle régressif à toutes les images de la rivière. De plus, la méthode de prise des mesures au sol - mesure de la ligne d'eau et prise de mesures d'élévation du lit, interpolation de la surface de l'eau à partir de la ligne d'eau et, enfin, soustraction de la surface et des mesures d'élévation du lit - engendre une erreur inutile et qui pourrait facilement être évitée en mesurant directement la hauteur d'eau aux points de contrôle.

En ce qui concerne le traitement des images, il serait intéressant, lors de travaux futurs, de tenter la calibration avec d'autres indices de texture, ou avec une combinaison d'indices (régression multiple). Le choix de l'indice d'entropie a été fait de façon assez arbitraire dans le cadre de ce mémoire, mais il faudrait idéalement faire plusieurs tests pour déterminer l'indice le plus approprié. Étant donné les résultats obtenus par Carbonneau *et al.* (2004), on peut croire qu'il serait adéquat d'utiliser une mesure de la variance, plutôt qu'une mesure du désordre. Il est toutefois peu probable qu'un seul et même indice soit optimal pour toutes les rivières, parce que la forme et la couleur des galets - deux éléments qui influencent l'indice de texture - peuvent varier considérablement.

Sur les zones recouvertes d'eau, par contre, il n'a pas été possible d'obtenir une estimation acceptable de la taille du substrat. Il est probable que les reflets sur l'eau aient joué un rôle prépondérant dans l'échec de la calibration. En effet, les reflets influencent la valeur de l'indice de texture. Et il n'est pas possible de filtrer l'image pour retirer les pixels saturés, car le filtre aurait pour effet d'atténuer le désordre, ce qui modifierait l'indice de texture. La méthode d'acquisition des données au sol (évaluation visuelle de la taille du substrat) a probablement elle aussi contribué à l'échec de l'élaboration du modèle. Un autre élément qu'il serait bon de prendre en considération lors de travaux futurs est la profondeur de l'eau. Comme le substrat en zone profonde paraît plus foncé, le contraste entre les pixels est diminué et il est fort probable que ceci affecte l'indice de texture. Une régression multiple permettrait d'intégrer la profondeur au modèle assez facilement.

Le deuxième objectif du mémoire concernait l'extraction de la hauteur d'eau. Les résultats obtenus pour les modèles propres aux quatre images utilisées sont très satisfaisants. La précision des résultats, basée sur l'erreur type de la validation croisée, varie entre 73 mm et 112 mm, selon l'image. Les résultats du modèle commun, applicable à toutes les images de la rivière, sont du même ordre de précision (environ 90 mm), une fois une correction de l'intensité lumineuse appliquée. Le biais est par contre plus élevé. La régression log-linéaire avec la bande rouge pour le modèle commun donne un biais de 27 mm. La régression orthogonale, plus complexe, donne un biais de 5 mm.

Le principal apport de ce mémoire en ce qui concerne l'estimation de la hauteur d'eau est l'élaboration d'une méthode très simple de correction de l'intensité lumineuse. Rappelons d'abord que la différence d'intensité lumineuse entre les images pose des problèmes lorsque l'on souhaite appliquer un même modèle à plusieurs images. Deux approches basées sur la translation des histogrammes de l'intensité lumineuse ont été proposées, l'une utilisant une image de référence et l'autre utilisant le 95^e centile de l'intensité lumineuse. La seconde méthode est efficace et remarquable par sa simplicité. La première méthode présente néanmoins certains avantages, notamment en ce qui concerne l'élimination des sauts entre les images. Elle est toutefois plus lourde dans son application et entraîne possiblement une certaine dérive, qu'il serait intéressant de quantifier dans les travaux futurs.

Tant pour l'estimation de la taille du substrat que pour l'estimation de la hauteur d'eau, les travaux ont permis de mettre en évidence le problème de la transférabilité d'un modèle développé sur une ou deux images à l'ensemble des images d'une rivière. Il apparaît clair que la rivière et les images ne sont pas suffisamment homogènes pour appliquer à l'ensemble des images un modèle développé à partir de deux images correspondant à deux sites. En ce qui concerne la taille du substrat sur les bancs, c'est surtout l'altitude de l'avion qui pose problème, alors que pour l'estimation de la profondeur, ce sont principalement les conditions d'ensoleillement ainsi que les propriétés optiques de l'eau et du substrat. Il apparaît donc important, pour les travaux futurs, d'avoir un nombre de sites suffisamment grand et diversifié pour s'assurer de la transférabilité du modèle.

Dans l'état actuel des choses, la méthode n'est pas prête à être appliquée à l'étude de l'habitat du saumon parce qu'elle ne permet pas d'estimer la taille du substrat mouillé. Or, il s'agit de l'élément le plus important à extraire des images pour étudier l'habitat du saumon. En effet, la hauteur d'eau est reconnue pour être de moindre importance (Heggenes *et al.*, 1999) et le substrat sec ne représente pas la majeure partie de l'habitat disponible. C'est pourquoi les travaux futurs devraient en priorité porter sur l'extraction de la taille du substrat sur le lit mouillé. La tentative d'estimer la taille du substrat a échoué, ce qui ne signifie pas pour autant qu'il soit impossible de le faire (Carbonneau *et al.* (2006) l'a d'ailleurs réussi sur la rivière Sainte-Marguerite). En ajoutant la taille du substrat mouillé aux informations sur la taille du substrat sec et du substrat mouillé, il sera possible de créer des cartes de substrat et de profondeur qui pourraient par la suite être intégrées à un système d'information géographique dédié à l'étude des habitats fluviaux (comme celui développé par Le Pichon *et al.* (2006)).

Enfin, à propos de l'étude des habitats fluviaux, il serait opportun de s'interroger à savoir s'il est préférable d'utiliser les images pour en extraire des mesures de substrat

et de profondeur - comme il a été fait dans ce mémoire - puis d'en déduire des cartes d'habitats, ou s'il serait plus efficace de cartographier directement les différents types d'habitats par classification d'images (comme l'on fait notamment Marcus *et al.* (2003)).

Références

- AHMADI-NEDUSHAN, B., ST-HILAIRE, A., BERUBE, M., ROBICHAUD, E., THIEMONGE, N. et BOBEE, B. (2006). A review of statistical methods for the evaluation of aquatic habitat suitability for instream flow assessment. *River Research and Applications*, 22(5):503–523.
- BAPE (1993). Bureau d'audiences publiques sur l'environnement, rapport d'enquête et d'audience publique 60 : Aménagement hydroélectrique sainte-marguerite3. Disponible en ligne, <http://www.bape.gouv.qc.ca/sections/rapports/themes/barrages.htm> (Page consultée le 28 mai 2009).
- BERGERON, N., BÉLANGER, T.-B., TREMBLAY, V. et DUBÉ, J. (2009). Conceptual model of river ice formation along sedimentary links. *Dans Proceedings of the 15th Workshop on River Ice, Committee on River Ice Processes and the Environment*, St. John's, Newfoundland.
- BONN, F. et ROCHON, G. (1992). Précis de télédétection-Principes et méthodes, volume 1. *Sainte-Foy : Presses de l'Université du Québec/UREF-AUPELF*.
- BRYANT, R. et GILVEAR, D. (1999). Quantifying geomorphic and riparian land cover changes either side of a large flood event using airborne remote sensing : River Tay, Scotland. *Geomorphology*, 29(3-4):307–321.
- CALOZ, R. et COLLET, C. (2001). *Précis de télédétection, Volume 3 : Traitements numériques d'images de télédétection*. Presses de l'Université du Québec.
- CARBONNEAU, P. E. (2005). The threshold effect of image resolution on image-based automated grain size mapping in fluvial environments. *Earth Surface Processes and Landforms*, 30(13):1687–1693.
- CARBONNEAU, P. E., BERGERON, N. et LANE, S. N. (2005). Automated grain size measurements from airborne remote sensing for long profile measurements of fluvial grain sizes. *Water Resources Research*, 41(11).

- CARBONNEAU, P. E., LANE, S. N. et BERGERON, N. (2006). Feature based image processing methods applied to bathymetric measurements from airborne remote sensing in fluvial environments. *Earth Surface Processes and Landforms*, 31(11):1413–1423.
- CARBONNEAU, P. E., LANE, S. N. et BERGERON, N. E. (2004). Catchment-scale mapping of surface grain size in gravel bed rivers using airborne digital imagery. *Water Resources Research*, 40(7).
- CARON, F., FONTAINE, P. et PICARD, S. (1999). Seuil de conservation et cible de gestion pour les rivières à saumon (*Salmo salar*) du québec. Rapport technique, Ministère de la Faune et des Parcs du Québec, Direction de la faune et des habitats.
- CAVAYAS, F. (2006). Traitement d'images numériques, notes de cours.
- CRESSIE, N. (1993). *Statistics for spatial data*. Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics : Applied Probability and Statistics, Revised reprint of the 1991 edition. John Wiley & Sons.
- CUNJAK, R. A., PROWSE, T. D. et PARRISH, D. L. (1998). Atlantic salmon (*Salmo salar*) in winter : "the season of parr discontent". *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 55:161–180.
- DAVEY, C. et LAPOINTE, M. (2007). Sedimentary links and the spatial organization of atlantic salmon (*Salmo salar*) spawning habitat in a canadian shield river. *Geomorphology*, 83(1-2):82–96.
- DEFINIENS (2006a). Definiens professionnal reference book.
- DEFINIENS (2006b). Definiens professionnal user guide.
- DUNNING, J. B., DANIELSON, B. J. et PULLIAM, H. R. (1992). Ecological processes that affect populations in complex landscapes. *Oikos*, 65(1):169–175.
- FAUSCH, K. D., TORGERSEN, C. E., BAXTER, C. V. et LI, H. W. (2002). Landscapes to riverscapes : Bridging the gap between research and conservation of stream fishes. *Bioscience*, 52(6):483–498.
- FEURER, D., BAILLY, J. S., PUECH, C., LE COARER, Y. et VIAU, A. A. (2008). Very-high-resolution mapping of river-immersed topography by remote sensing. *Progress in Physical Geography*, 32(4):403–419. Feurer, Denis Bailly, Jean-Stephane Puech, Christian Le Coarer, Yann Viau, Alain A.
- FONSTAD, M. A. et MARCUS, W. A. (2005). Remote sensing of stream depths with hydraulically assisted bathymetry (hab) models. *Geomorphology*, 72(1-4):320–339.

- FOUCART, T. (2006). Colinéarité et régression linéaire. *Mathématiques et sciences humaines*, 1(173):5–25.
- GAO, J. (2009). Bathymetric mapping by means of remote sensing : methods, accuracy and limitations. *Progress in Physical Geography*, 33(1):103–116. Gao, Jay.
- GILVEAR, D., HUNTER, P. et HIGGINS, T. (2007). An experimental approach to the measurement of the effects of water depth and substrate on optical and near infrared reflectance : a field-based assessment of the feasibility of mapping submerged instream habitat. *International Journal of Remote Sensing*, 28(10):2241–2256.
- GORDON, H. (1989). Can the lambert-beer law be applied to the diffuse attenuation coefficient of ocean water ? *Limnology and Oceanography*, pages 1389–1409.
- GRAHAM, D., REID, I. et RICE, S. (2005). Automated sizing of coarse-grained sediments : image-processing procedures. *Mathematical Geology*, 37(1):1–28.
- GUAY, J. C., BOISCLAIR, D., LECLERC, M. et LAPOINTE, M. (2003). Assessment of the transferability of biological habitat models for atlantic salmon parr(salmo salar). *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 60(11):1398–1408.
- HARALICK, R., SHANMUGAM, K. et DINSTEN, I. (1973). Textural features for image classification. *Transactions on systems, man and cybernetics*, 3(6):610–621.
- HEDGER, R. D., DODSON, J. J., BERGERON, N. E. et CARON, F. (2004). Quantifying the effectiveness of regional habitat quality index models for predicting densities of juvenile atlantic salmon (salmo salar l.). *Ecology of Freshwater Fish*, 13(4):266–275.
- HEDGER, R. D., DODSON, J. J., BOURQUE, J. F., BERGERON, N. E. et CARBONNEAU, P. E. (2006). Improving models of juvenile atlantic salmon habitat use through high resolution remote sensing. *Ecological Modelling*, 197(3-4):505–511.
- HEGGENES, J., BAGLINIERE, J. L. et CUNJAK, R. A. (1999). Spatial niche variability for young atlantic salmon (salmo salar) and brown trout (s-trutta) in heterogeneous streams. *Ecology of Freshwater Fish*, 8(1):1–21.
- HEGGENES, J. et SALTVEIT, S. J. (1990). Seasonal and spatial microhabitat selection and segregation in young atlantic salmon, *Salmo salar L.*, and brown trout, *Salmo trutta L.*, in a norwegian river. *Journal of Fish Biology*, 36:707–720.
- JACOBS, J. (1974). Quantitative measurement of food selection. *Oecologia*, 14(4):413–417.

- JOHNSTON, P. (2002). Facteurs de l'habitat physique influençant le comportement et la croissance des saumons atlantiques juvéniles (*salmo salar*) des rivières cascapé-dia et bonaventure (gaspésie, québec). Mémoire de maîtrise, Institut national de la recherche scientifique.
- KIM, M. (2009). The control of sedimentary link on the spatial distribution of atlantic salmon (*salmo salar*) juveniles and spawning activity along rivers in the gaspé peninsula, canada. Mémoire de maîtrise, McGill University.
- LACHAPPELLE, C. (1986). *Utilisation abusive des méthodes de régression et de corrélation : exemple d'applications en sciences de l'eau*. Thèse de doctorat, Institut national de la recherche scientifique.
- LANE, S. N., WESTAWAY, R. M. et HICKS, D. M. ([2003]). Estimation of erosion and deposition volumes in a large, gravel-bed, braided river using synoptic remote sensing. *Earth Surface Processes and Landforms*, 28(3):249–271.
- LATULIPPE, C., LAPOINTE, M. F. et TALBOT, T. (2001). Visual characterization technique for gravel-cobble river bed surface sediments; validation and environmental applications contribution to the programme of cirsa (centre interuniversitaire de recherche sur le saumon atlantique). *Earth Surface Processes and Landforms*, 26(3):307–318.
- LE PICHON, C., GORGES, G., BOOT, P., BAUDRY, J., GOREAUD, F. et FAURE, T. (2006). A spatially explicit resource-based approach for managing stream fishes in riverscapes. *Environmental Management*, 37(3):322–335.
- LEE, Z. P., CARDER, K. L., MOBLEY, C. D., STEWARD, R. G. et PATCH, J. S. (1998). Hyperspectral remote sensing for shallow waters. i. a semianalytical model. *Applied Optics*, 37(27):6329–6338.
- LEE, Z. P., CARDER, K. L., MOBLEY, C. D., STEWARD, R. G. et PATCH, J. S. (1999). Hyperspectral remote sensing for shallow waters : 2. deriving bottom depths and water properties by optimization. *Applied Optics*, 38(18):3831–3843.
- LEGLEITER, C. J. et KYRIAKIDIS, P. C. (2006). Forward and inverse transformations between cartesian and channel-fitted coordinate systems for meandering rivers. *Mathematical Geology*, 38(8):927–958. Legleiter, Carl J. Kyriakidis, Phaedon C.
- LEGLEITER, C. J. et ROBERTS, D. A. (2005). Effects of channel morphology and sensor spatial resolution on image-derived depth estimates. *Remote Sensing of Environment*, 95(2):231–247.

- LEGLEITER, C. J., ROBERTS, D. A. et LAWRENCE, R. L. (2009). Spectrally based remote sensing of river bathymetry. *Earth Surface Processes and Landforms*, 34(8): 1039–1059. Legleiter, Carl J. Roberts, Dar A. Lawrence, Rick L.
- LEGLEITER, C. J., ROBERTS, D. A., MARCUS, W. A. et FONSTAD, M. A. (2004). Passive optical remote sensing of river channel morphology and in-stream habitat : Physical basis and feasibility. *Remote Sensing of Environment*, 93(4):493–510.
- LEJOT, J., DELACOURT, C., PIÉGAY, H., FOURNIER, T., TRÉMOLO, M. et ALLEMAN, P. (2007). Very high spatial resolution imagery for channel bathymetry and topography from an unmanned mapping controlled platform. *Earth Surface Processes and Landforms*, 32(11):1705–1725.
- LYZENGA, D. R. (1978). Passive remote-sensing techniques for mapping water depth and bottom features. *Applied Optics*, 17(3):379–383.
- MARCUS, W. A. et FONSTAD, M. A. (2008). Optical remote mapping of rivers at sub-meter resolutions and watershed extents. *Earth Surface Processes and Landforms*, 33(1):4–24.
- MARCUS, W. A., LEGLEITER, C. J., ASPINALL, R. J., BOARDMAN, J. W. et CRABTREE, R. L. (2003). High spatial resolution hyperspectral mapping of in-stream habitats, depths, and woody debris in mountain streams. *Geomorphology*, 55(1-4):363–380.
- MÄKI-PETÄYS, A., HUUSKO, A., ERKINARO, J. et MUOTKA, T. (2002). Transferability of habitat suitability criteria of juvenile atlantic salmon (*salmo salar*). *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 59:218–228.
- MOBLEY, C. D. et SUNDMAN, L. K. (2003). Effects of optically shallow bottoms on upwelling radiances : Inhomogeneous and sloping bottoms. *Limnology and Oceanography*, 48(1):329–336. Part 2.
- MOSSOP, B. et BRADFORD, M. J. (2006). Using thalweg profiling to assess and monitor juvenile salmon (*oncorhynchus* spp.) habitat in small streams. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 63(7):1515–1525.
- MPO (2009). Ministère des pêches et océans du canada, le cycle du saumon. Disponible en ligne, <http://www.pac.dfo-mpo.gc.ca/fm-gp/species-especes/salmonsaumon/facts-infos/cycle-fra.htm> (Page consultée le 28 mai 2009).
- NOTEBAERT, B., VERSTRAETEN, G., GOVERS, G. et POESEN, J. (2009). Qualitative and quantitative applications of lidar imagery in fluvial geomorphology. *Earth Surface Processes and Landforms*, 34(2):217–231. Notebaert, Bastiaan Verstraeten, Gert Govers, Gerard Poesen, Jean.

- OQLF (2009). Office québécois de la langue française. Disponible en ligne, http://www.granddictionnaire.com/BTML/FRA/r__Motclef/index800_1.asp (Page consultée le 9 août 2009).
- PARASIEWICZ, P. et DUNBAR, M. J. (2001). Physical habitat modeling for fish : a developing approach. *Archiv fur hydrobiologie : suppl*, 135(2-4):239–258.
- PHILPOT, W. D. (1989). Bathymetric mapping with passive multispectral imagery. *Applied Optics*, 28(8):1569–1578.
- RICE, S. (1998). Which tributaries disrupt downstream fining along gravel-bed rivers? *Geomorphology*, 22(1):39–56.
- RICE, S. (1999). The nature and controls on downstream fining within sedimentary links. *Journal of Sedimentary Research*, 69(1):32–39. Part A.
- RICE, S. et CHURCH, M. (1998). Grain size along two gravel-bed rivers : Statistical variation, spatial pattern and sedimentary links. *Earth Surface Processes and Landforms*, 23(4):345–363.
- RICE, S., GREENWOOD, M. et JOYCE, C. (2001). Tributaries, sediment sources, and the longitudinal organisation of macroinvertebrate fauna along river systems. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 58(4):824–840.
- RNC (2008). Ressources naturelles canada, guide d'interprétation des entités géographiques. Disponible en ligne, http://www.cits.rncan.gc.ca/guide/eau/pg05_f.html (Page consultée le 28 mai 2008).
- STUMPF, R. P., HOLDERIED, K. et SINCLAIR, M. (2003). Determination of water depth with high-resolution satellite imagery over variable bottom types. *Limnology and Oceanography*, 48(1):547–556. Part 2.
- VERDU, J. M., BATALLA, R. J. et MARTINEZ-CASASNOVAS, J. A. (2005). High-resolution grain-size characterisation of gravel bars using imagery analysis and geostatistics. *Geomorphology*, 72(1-4):73–93.
- WARD, J. V., MALARD, F. et TOCKNER, K. (2001). Landscape ecology : a framework for integrating pattern and process in river corridors. *Landscape Ecology*, 17:35–45. Suppl. 1.
- WHITED, D., STANFORD, J. A. et KIMBALL, J. S. (2002). Application of airborne multispectral digital imagery to quantify riverine habitats at different base flows. *River Research and Applications*, 18(6):583–594.
- WIENS, J. A. (2002). Riverine landscapes : taking landscape ecology into the water. *Freshwater Biology*, 47(4):501–515.

- WINTERBOTTOM, S. J. et GILVEAR, D. J. (1997). Quantification of channel bed morphology in gravel-bed rivers using airborne multispectral imagery and aerial photography. *Regulated Rivers : Research and Management*, 13(6):489–499.
- WOLMAN, M. G. (1954). Method of sampling coarse river bed material. *Transaction of the American Geophysical Union*, 35(6):951–956.
- ZANEVELD, J. R. V. et BOSS, E. (2003). The influence of bottom morphology on reflectance : Theory and two-dimensional geometry model. *Limnology and Oceanography*, 48(1):374–379. Part 2.

Annexe A

Localisation des sites

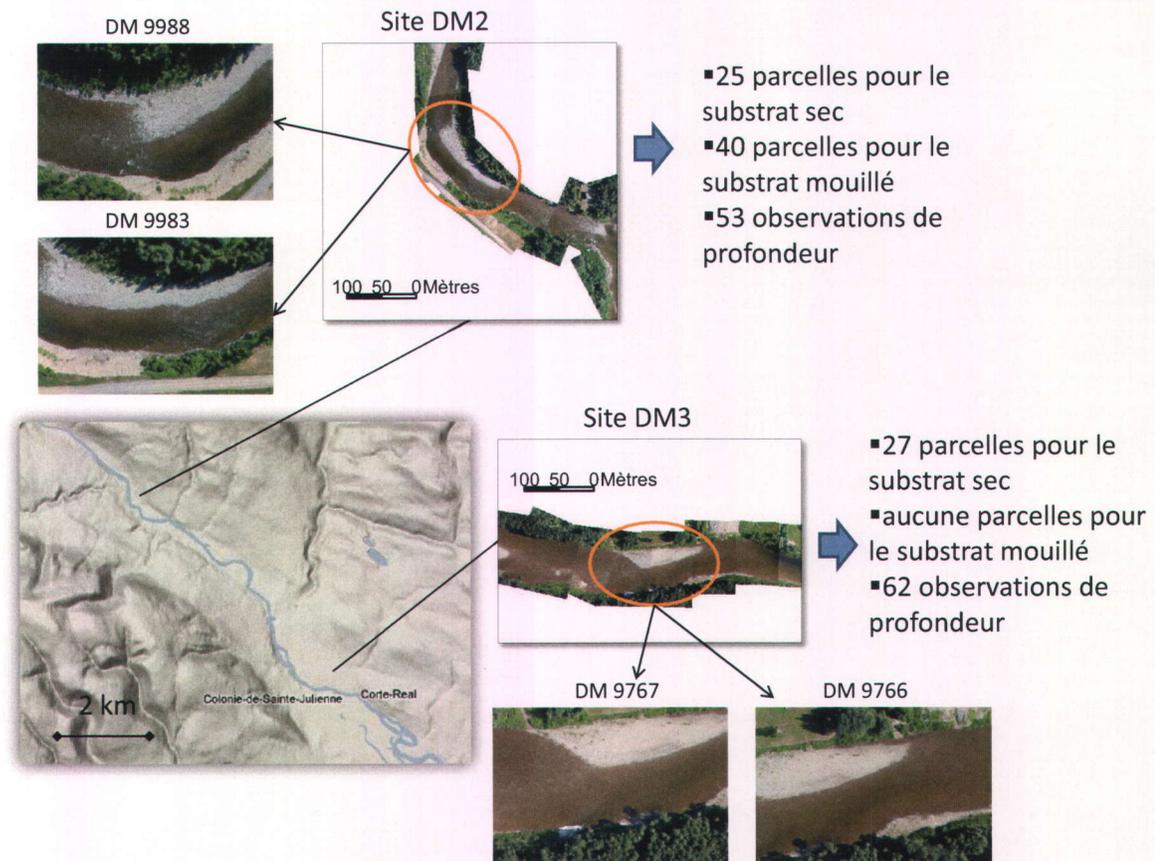


FIGURE A.1 – Localisation des sites

Annexe B

Classification des images

La classification des images est la première étape à effectuer. Le but de la classification est de séparer, sur les images aériennes, les différents types de couverture au sol (eau, forêt, berge et ombre). La classification est utilisée à la fois dans le calcul de la taille du substrat et des profondeurs ainsi que dans le géoréférencement automatisé des images. La qualité de la classification influencera donc la qualité des résultats obtenus dans chacune des étapes suivantes. Les méthodes utilisées précédemment par Carbonneau *et al.* (2006) pour classier les images étaient basées sur la partition des histogrammes de teinte, de saturation et d'intensité. La méthode n'était malheureusement pas suffisamment efficace et, étant donné l'importance de la classification dans le processus, toutes les classifications devaient être corrigées manuellement. Dans une tentative d'améliorer la rapidité et la qualité des classifications, nous avons opté pour une autre façon d'effectuer les classifications : le logiciel Definiens (Definiens, 2006a,b).

Le logiciel Definiens utilise une méthode orientée objet pour classier des images. Il permet de créer les objets, de les classier selon plusieurs méthodes et plusieurs critères et de modifier manuellement la classification.

La première étape est donc de créer des objets. Definiens propose plusieurs méthodes, dont la segmentation multirésolution. Cette méthode permet de créer des objets en minimisant l'hétérogénéité à l'intérieur de chaque objet. Le critère d'homogénéité est basé sur la couleur et la forme de l'objet. La forme de l'objet est subdivisée en deux composantes : la rugosité des contours et la compacité de la forme. Le poids accordé à chaque composante du critère d'homogénéité est fixé par l'utilisateur. L'utilisateur a aussi le choix d'un paramètre d'échelle, qui correspond à l'écart-type maximal du critère d'hétérogénéité pour un objet. Autrement dit, plus le paramètre d'échelle est grand, plus les objets sont de grande taille.

Malheureusement, le logiciel donne très peu d'information sur la nature exacte des différents paramètres et sur le calcul du critère d'hétérogénéité. Ainsi, l'utilisateur doit procéder par essais et erreurs en s'assurant que les objets soient aussi grands que possible et aussi petits que nécessaire. Les tests effectués sur l'image DM10122 ont permis d'en arriver aux critères affichés dans le tableau B.1. La même procédure de segmentation (avec les mêmes paramètres) a ensuite été appliquée à toutes les images.

Paramètre d'échelle	0,9
Poids associé à la forme	200
Poids associé à la couleur (=1-poids associé à la forme)	0,1
Compacité	0,5

FIGURE B.1 – Paramètres choisis pour la segmentation des images

La deuxième étape correspond à la classification en tant que telle. Encore une fois, le logiciel Definiens offre une multitude de possibilités. La méthode choisie est une classification dirigée. À partir d'une sélection d'objets prise sur l'image DM10122, Definiens permet de calculer une fonction d'appartenance pour chacune des quatre propriétés choisies des six classes d'objets. Les propriétés choisies sont les ratios de rouge, de bleu et de vert ainsi que l'intensité lumineuse. Les six classes correspondent à l'eau, l'eau ombragée, la végétation, la végétation ombragée, la berge exondée et la berge exondée ombragée. L'algorithme de classification permet ensuite d'utiliser ces fonctions d'appartenance afin de classer les autres objets par logique floue.

Il est aussi possible d'améliorer la classification à l'aide d'algorithmes plus élaborés. Avec les images de la Dartmouth, la classification a été peaufinée en reclassifiant des objets encloués dans d'autres classes. Par exemple, un objet classé « eau », mais complètement entouré de forêt a été reclassifié «forêt» si la probabilité d'appartenance à la classe « eau » était inférieure à 0,8. Les classes «végétation», «végétation dans l'ombre» et «non classifié» ont ensuite été regroupées en une seule classe «inutile». Les cinq classes finales sont : «eau», «ombre eau», «sec», « ombre sec» et «inutile».

La même procédure de classification a ensuite été appliquée à l'ensemble des images de la Dartmouth, avec plus ou moins de succès, dépendamment du contenu de l'image (l'occupation au sol), de sa qualité et de sa luminosité.

Finalement, toutes les classifications ont été vérifiées une à une et des modifications ont été apportées manuellement sur chacune des images.

Les classifications et les corrections manuelles, pour les 234 images de la Dartmouth, ont nécessité environ 35 heures de travail (ceci exclut l'apprentissage du logiciel, le choix des paramètres de segmentation et de la construction de l'algorithme de classification). Étant donné la rigueur du travail manuel, la classification finale comporte très peu d'erreurs. Visuellement, la classification est évidemment meilleure que celle effectuée sur les images de la Sainte-Marguerite par partition d'histogramme. Toutefois, il n'a pas été possible d'éviter l'étape des corrections manuelles. De plus, cette méthode demande un peu plus de temps que la partition d'histogramme. Étant donné que le logiciel Definiens n'a pas été exploité à pleine capacité dans ce travail, on peut supposer qu'un travail supplémentaire permettrait d'améliorer les classifications automatiques. Toutefois, puisque l'université de Durham ne possède pas la licence complète (avec la fonction « batch processing ») pour l'utilisation de Definiens, les images devaient de toute façon être classifiées une à la fois. Il était donc moins long - et plus précis - de faire les corrections manuelles pour chaque image que d'augmenter la complexité du processus de classification automatique. Un exemple d'image classifiée est présenté aux figures B.2 et B.3.

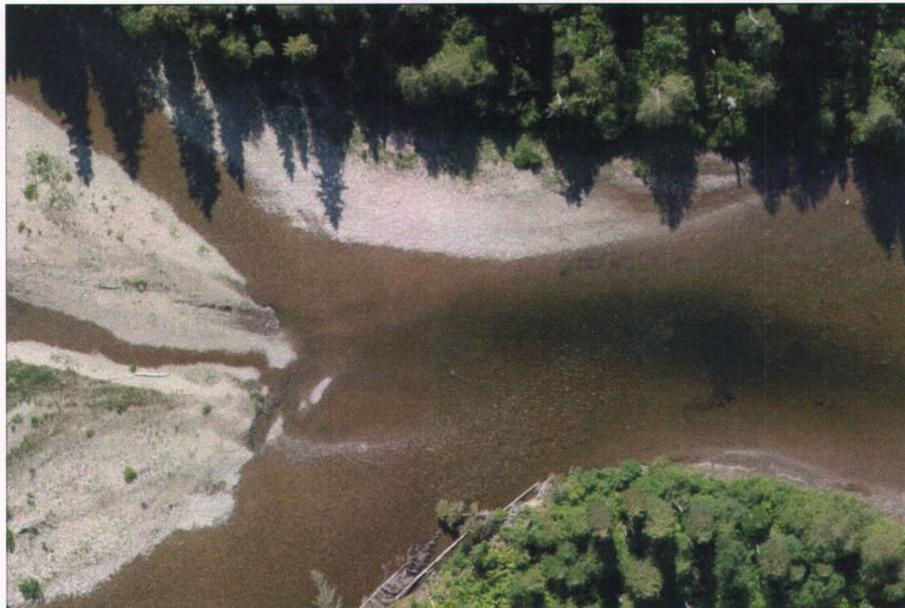


FIGURE B.2 – Image DM10122

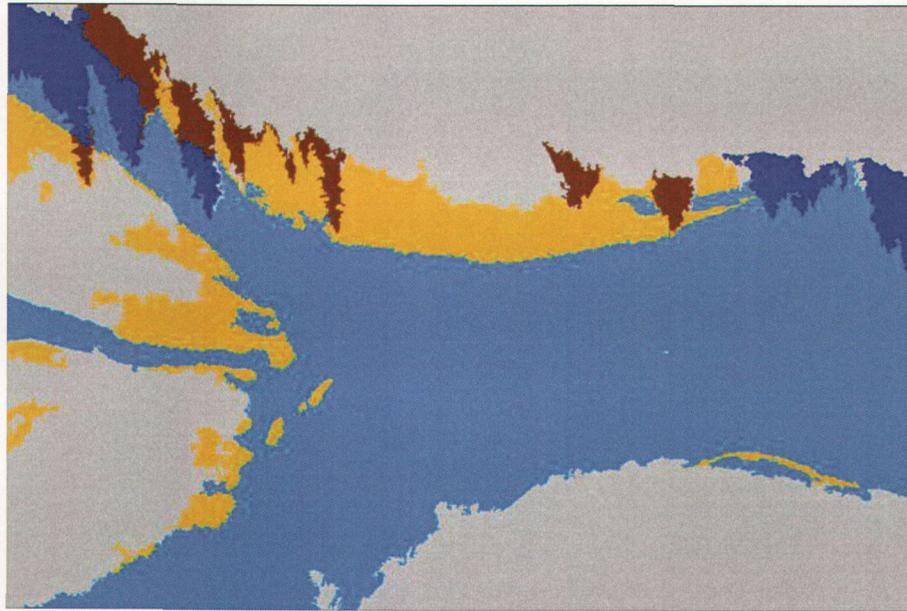


FIGURE B.3 – Classification de l'image 10122 (gris : inutile; bleu pâle : eau; bleu foncé : eau ombragée; jaune : berge exondée; brun : berge exondée ombragée)