

Université du Québec
Institut National de la Recherche Scientifique
Centre Eau Terre Environnement

Modélisation statistique des sédiments en suspension dans le fleuve Saint-Jean,
Nouveau-Brunswick

par
Sébastien Ouellet-Proulx

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

Jury d'évaluation

Président du jury et
examineur externe

Pascale Biron
Département de géographie, de
l'aménagement et de l'environnement
Université Concordia

Examineur interne

Normand Bergeron
INRS-ETE

Directeur de recherche

André St-Hilaire
INRS-ETE

Codirecteur de recherche

Simon C. Courtenay
Département d'études des ressources
et de l'environnement, Université de
Waterloo

Katy Haralampides
Département de génie Civil, Université du
Nouveau-Brunswick





REMERCIEMENTS

La liste des personnes qui m'ont aidé au cours des deux dernières années pourrait noircir plusieurs des pages de ce mémoire. Je tenterai toutefois d'être bref et d'en nommer seulement quelques-unes.

Je me dois d'abord de remercier mon directeur André St-Hilaire de m'avoir conseillé tout au long de ma maîtrise. Merci pour ta disponibilité hors du commun, ainsi que pour les nombreuses ressources que tu as mises à ma disposition. Merci pour tes réponses à mes questions qui n'en finissent plus. Merci aussi pour ta compréhension et ton indulgence quand l'instrumentation revenait éclopée de son périple néo-brunswickois ou qu'elle manquait tout simplement à l'appel. Merci à mes codirecteurs, Simon Courtenay et Katy Haralampides de m'avoir permis de bénéficier de leur expérience. Un grand merci à Dennis Connor pour les nombreuses heures passées avec moi sur le fleuve St-Jean à chercher des instruments, et à en trouver, parfois. Merci aussi à mes amis et collègues dont l'aide a été précieuse. Je dois remercier, en particulier, Karine Guinard de m'avoir aidé à faire disparaître le rouge récalcitrant de mes lignes de code. Merci aussi à Audrey Maheu pour les articles sur les sédiments que tu m'as transmis malgré ta réputée dévotion à la température, et les innombrables conseils que tu m'as donnés sur la route. Merci à mes proches qui m'ont supporté à travers mes nombreuses remises en question. Un merci tout spécial à Laurence Perron pour avoir enduré mes changements d'humeur, aussi soudains que nombreux, d'avoir permis le passage d'instruments aux effluves de marée basse à la maison (désolé André), d'avoir subi les départs précipités et les retours difficiles, et pour tout le reste, il y en a beaucoup. Enfin, merci aux gens du *Canadian Rivers Institute* de m'avoir permis de prendre part au programme WATER. Les cours que j'ai eus la chance de suivre et les personnes que j'y ai rencontrées ont grandement enrichi mon passage à la maîtrise.



RÉSUMÉ

Le port de Saint-Jean, situé dans l'estuaire du fleuve Saint-Jean(FSJ), au Nouveau-Brunswick, dans la baie de Fundy, est le plus grand port de l'est du Canada. Chaque année, l'autorité portuaire doit draguer de grands volumes de sédiments du lit pour maintenir une profondeur suffisante pour la circulation des grands navires commerciaux. Toutefois, la grande variation interannuelle des volumes dragués inflige une incertitude budgétaire quant aux coûts de dragage annuels du port.

La présente recherche vise à investiguer certaines causes de cette variation interannuelle. Ses principaux objectifs sont les suivants : 1) vérifier la pertinence de l'utilisation des variables hydrométéorologiques couramment mesurées pour prédire les concentrations de sédiments en suspension (CSS) dans le FSJ; 2) comparer différentes approches pour bâtir un modèle statistique d'estimation des CSS au pas de temps horaire à partir des variables sélectionnées à l'objectif 1; 3) suggérer l'utilisation d'un modèle pour pallier l'absence de programme de mesure des CSS dans le FSJ; 4) tester les relations possibles entre la variabilité interannuelle des variables hydrométéorologiques et les volumes de sédiments dragués.

Des mesures horaires de turbidité transformées en concentrations en sédiments en suspension, ainsi que des mesures de pluviométrie et de débit ont permis de développer des méthodes de modélisation des CSS en lien avec les trois premiers objectifs. Les relations statistiques qui relient les CSS aux variables hydrométéorologiques ont été évaluées quantitativement à l'aide des coefficients de Pearson et de Spearman, alors que des corrélogrammes ont été bâtis pour démontrer qu'il existe un délai entre l'événement pluvieux et le transport sédimentaire qui y est associé. Des coefficients de corrélation élevés ont été calculés entre les CSS et le niveau d'eau qui survient 10 jours avant le début de l'événement de transport, ainsi qu'entre les CSS et la pluie cumulée durant les 17 jours précédant cette mesure. Le 4^e objectif a été réalisé, quant à lui, grâce aux données annuelles de dragage fournies par l'Autorité portuaire de Saint-Jean (APSJ). Une analyse des corrélations a été effectuée entre les volumes dragués et les variables hydrométéorologiques du bassin versant.

Les variables significativement corrélées ont été utilisées comme prédicteurs potentiels pour l'ajustement d'une régression linéaire multiple. Une sélection pas-à-pas ainsi qu'une sélection exhaustive (toutes les combinaisons de prédicteurs ont été testées et comparées selon le calcul du R^2 ajusté) ont été testées pour choisir les prédicteurs à inclure dans le modèle. Deux variables ont été sélectionnées : le débit maximal moyen de juin (JunQmax; $r = 0,63$) et la précipitation printanière totale (PcpnSpring).

Deux types de modèles statistiques ont été développés et calés pour l'estimation des CSS horaires : une courbe de tarage débit-sédiment (SRC) et l'algorithme M5'(M5'), un arbre de régressions utilisant diverses combinaisons de prédicteurs. Ces modèles ont ensuite été comparés à l'aide de mesures de performances (R^2 , RRMSE et biais relatif). Les meilleurs résultats ont été obtenus grâce au modèle M5' à quatre prédicteurs (la différence de niveau d'eau entre à $t - 240$ heures et $t - 408$ heures, de niveau d'eau à $t - 240$ heures, la pluie cumulée entre $t = 0$ et $t - 408$ heures et la vitesse du courant à $t = 0$), avec un $R^2 = 0,72$ en calibration et un $R^2 = 0,46$ en validation. Lorsque les CSS ont été multipliées par les débits observés, la charge totale a été sous-estimée par 1,41 % en période de calibration et surestimée de 2,38 % en période de validation. Enfin, le modèle M5' a permis d'obtenir des résultats supérieurs à ceux obtenus par l'utilisation de la SRC.

La régression multiple, ajustée avec succès sur l'ensemble des données de dragage, a permis d'expliquer 68 % de la variance avec une racine de l'erreur quadratique relative (RRMSE) de 0,16. Le même modèle testé par validation croisée a permis d'obtenir un R^2 de 0,59, et un RRMSE de 0,19.

AVANT-PROPOS

Le présent mémoire décrit les travaux effectués au cours de ma maîtrise en sciences de l'eau. Le document prend la forme d'un mémoire par articles dans lequel on retrouve un article ainsi qu'un rapport scientifique. L'article, « Estimation of suspended sediment concentration in the lower reach of the Saint John River using sediment rating curves and a machine learning approach » est présenté au chapitre 2 du mémoire. Le rapport intitulé « Correlation analysis of sediment dredging volumes and hydro-meteorological variables in the Saint John River, NB » a été présenté à l'Autorité portuaire de Saint-Jean et publié au service de documentation de l'INRS-ETE sous la rubrique « Documents scientifiques et techniques ». Il est présenté au chapitre 3 de ce mémoire.

Contribution de l'étudiant et des directeurs de recherche

Ma contribution à l'article et au rapport sont similaires et consistent en une participation à l'élaboration du protocole de terrain, en la mise en œuvre de l'ensemble des travaux de terrain, et de la méthodologie, l'analyse de l'ensemble de données, et la rédaction.

Le directeur et les codirecteurs ont pour leur part participé à la conception du projet, à l'élaboration de sa méthodologie et ont révisé l'article. Le rapport a été révisé par André St-Hilaire et présenté à l'Autorité portuaire de Saint-Jean par Katy Haralampides.



TABLE DES MATIÈRES

| | |
|--|-----------|
| REMERCIEMENTS | I |
| RÉSUMÉ..... | III |
| AVANT-PROPOS..... | V |
| TABLE DES MATIÈRES..... | VII |
| LISTE DES TABLEAUX..... | IX |
| LISTE DES FIGURES..... | XI |
| LISTE DES ABRÉVIATIONS | XIII |
| 1 MISE EN CONTEXTE ET SYNTHÈSE..... | 1 |
| 1.1 INTRODUCTION..... | 1 |
| 1.1.1 <i>Transport sédimentaire</i> | 1 |
| 1.1.2 <i>Mesure et estimation des sédiments en suspension</i> | 3 |
| 1.1.3 <i>Mise en contexte</i> | 5 |
| 1.1.4 <i>Objectifs de recherche</i> | 6 |
| 1.2 METHODOLOGIE..... | 8 |
| 1.2.1 <i>Site d'étude et acquisition des données</i> | 8 |
| 1.2.2 <i>Analyse des corrélations</i> | 11 |
| 1.2.3 <i>Modèles statistiques</i> | 13 |
| 1.3 RESULTATS..... | 16 |
| 1.3.1 <i>Corrélation</i> | 16 |
| 1.3.2 <i>Modèles statistiques</i> | 17 |
| 1.4 DISCUSSION..... | 21 |
| 1.5 CONCLUSION..... | 29 |
| 1.6 REFERENCES | 31 |
| 2 ARTICLE :ESTIMATION OF SUSPENDED SEDIMENT CONCENTRATION IN THE LOWER REACH OF THE SAINT JOHN RIVER USING SEDIMENT RATING CURVES AND A MACHINE LEARNING APPROACH | 37 |
| 2.1 RÉSUMÉ..... | 39 |
| 2.2 ABSTRACT..... | 40 |
| 2.3 INTRODUCTION..... | 41 |

| | | |
|----------|--|-----------|
| 2.4 | METHODOLOGY..... | 45 |
| 2.4.1 | <i>Study Area</i> | 45 |
| 2.4.2 | <i>Monitoring and Sites</i> | 46 |
| 2.4.3 | <i>Calibration of Turbidity meters</i> | 46 |
| 2.4.4 | <i>Data</i> | 48 |
| 2.4.5 | <i>Correlation Analysis for the selection of predictors</i> | 48 |
| 2.4.6 | <i>Sediment rating curve</i> | 50 |
| 2.4.7 | <i>M5' Model Tree</i> | 50 |
| 2.4.8 | <i>Model performance indicators</i> | 52 |
| 2.5 | RESULTS..... | 53 |
| 2.5.1 | <i>Variable selection</i> | 53 |
| 2.5.2 | <i>Model performances</i> | 54 |
| 2.6 | DISCUSSION..... | 57 |
| 2.7 | CONCLUSION..... | 63 |
| 2.8 | ACKNOWLEDGMENT..... | 65 |
| 2.9 | REFERENCES..... | 65 |
| 2.10 | TABLES AND FIGURES..... | 72 |
| 3 | RAPPORT : CORRELATION ANALYSIS OF SEDIMENT DREDGING VOLUMES AND HYDRO-METEOROLOGICAL VARIABLES IN THE SAINT JOHN RIVER, NB..... | 83 |
| 3.1 | RESUME..... | 89 |
| 3.2 | ABSTRACT..... | 90 |
| 3.3 | INTRODUCTION..... | 91 |
| 3.4 | ORIGINAL MODEL..... | 92 |
| 3.4.1 | <i>Data and Method</i> | 92 |
| 3.4.2 | <i>Results</i> | 92 |
| 3.5 | NEW MODEL..... | 93 |
| 3.5.1 | <i>Data</i> | 93 |
| 3.5.2 | <i>Method</i> | 95 |
| 3.5.3 | <i>Results</i> | 97 |
| 3.6 | DISCUSSION AND CONCLUSION..... | 101 |
| 3.7 | ACKNOWLEDGMENTS..... | 103 |
| 3.8 | REFERENCES..... | 104 |

LISTE DES TABLEAUX

| | |
|---|-----|
| TABLE 2.1 PRESELECTED EXPLANATORY VARIABLES..... | 72 |
| TABLE 2.2 PEARSON CORRELATION COEFFICIENTS (R) AND SPEARMAN CORRELATION COEFFICIENTS (P) BETWEEN SSC AND EXPLANATORY VARIABLES..... | 73 |
| TABLE 2.3 RESULTS FROM THE SRC MODELS AND FROM THE BEST COMBINATION OF PREDICTORS PROVIDED TO M5'..... | 74 |
| TABLE 2.4 LOADS CALCULATED FROM OBSERVED SSC AND ESTIMATED SSC..... | 75 |
| TABLE 3.1 R ² AND P-VALUES OBTAINED FROM THE ORIGINAL DATASET AND THE EXTENDED DATASET..... | 93 |
| TABLE 3.2 LIST OF POTENTIAL PREDICTORS | 94 |
| TABLE 3.3 PEARSON CORRELATION COEFFICIENT BETWEEN DREDGING VOLUMES AND EXPLANATORY VARIABLES. (ONLY P-VALUE < 0.05 ARE SHOWN)..... | 98 |
| TABLE 3.4 PERFORMANCE CRITERIA FOR THE MULTIPLE REGRESSION AND THE LOOCV | 100 |



LISTE DES FIGURES

| | |
|--|-----|
| FIGURE 2.1 STUDY SITE MAP | 76 |
| FIGURE 2.2 CALIBRATION CURVE RELATING TURBIDITY TO SSC..... | 76 |
| FIGURE 2.3 CORRELOGRAMS FOR LAGGED WATER LEVEL AND CUMULATED RAIN OVER VARIOUS TIME SPANS..... | 77 |
| FIGURE 2.4 TIMES SERIES OF SSC AND WATER LEVELS IN MAUGERVILLE, NB..... | 77 |
| FIGURE 2.5 OBSERVED AND ESTIMATED SSC USING : A) SRC – Q AND SRC – WL240-408; B) M5’ WITH 1 PREDICTOR; C) M5’ WITH 3 PREDICTORS AND D) M5’ WITH 4 PREDICTORS..... | 79 |
| FIGURE 2.6 TIME SERIES OF HOURLY LOADS FOR SRC – Q AND M5’ – 4 PRED..... | 80 |
| FIGURE 2.7 CUMULATED HOURLY LOADS CALCULATED FROM OBSERVED SSC AND ESTIMATED SSC - A) ON CALIBRATION DATA AND B) ON VALIDATION DATA..... | 81 |
| FIGURE 2.8 HYSTERESIS LOOPS ON DAILY DATA FOR THE MAIN EVENTS OF THE MONITORING PERIOD A) HOUR 1208 TO 1928 (AUGUST 8TH, 2011 – SEPTEMBER 18TH, 2011) AND B) HOUR 4520 TO 5095 (JUNE 21ST, 2012 – JULY 14TH, 2012). A THREE DAY MOVING AVERAGE HAS BEEN PERFORMED TO REDUCE NOISE..... | 82 |
| FIGURE 3.1 TIMES SERIES OF DREDGING VOLUMES, JUNQMAX AND PCPNSPRING..... | 97 |
| FIGURE 3.2 EXHAUSTIVE SELECTION OF INPUT PREDICTORS BY THE MAXIMISATION OF THE ADJUSTED R^2 . THE BLOCKS CORRESPOND TO THE PREDICTORS OF THE X AXIS SELECTED TO BUILD A MODEL THAT WOULD RETURN THE ADJUSTED R^2 SHOWN ON THE Y AXIS. THE DIFFERENT SHADES OF GRAY REPRESENT THE MAGNITUDE OF THE ADJUSTED R^2 | 99 |
| FIGURE 3.3 FORWARD-BACKWARD STEPWISE SELECTION OF INPUT PREDICTORS BY THE MAXIMISATION OF THE ADJUSTED R^2 . THE BLOCKS CORRESPOND TO THE PREDICTORS OF THE X AXIS SELECTED TO BUILD A MODEL THAT WOULD RETURN THE ADJUSTED R^2 SHOWN ON THE Y AXIS. THE DIFFERENT SHADES OF GRAY REPRESENT THE MAGNITUDE OF THE ADJUSTED R^2 | 100 |
| FIGURE 3.4 BAR PLOT OF THE OBSERVED DREDGING VOLUMES, THE VOLUMES ESTIMATED FROM THE REGRESSION AND THE VOLUMES ESTIMATED FROM THE LOOCV..... | 101 |



LISTE DES ABRÉVIATIONS

| | |
|-------|--|
| ADCP | Acoustic Doppler Current Profiler/Profileur de courant à effet Doppler |
| ANN | Artificial Neural Network/Réseau de neurones artificiel |
| APSJ | Autorité portuaire de Saint-Jean |
| CCME | Canadian Council of Ministers of the Environment/Conseil canadien des ministres de l'environnement |
| CRI | Canadian Rivers Institute |
| CSS | Concentrations en sédiments en suspension |
| FSJ | Fleuve Saint-Jean |
| LOOCV | Leave-one-out cross-validation |
| M5' | M5' algorithm/Algorithme M5' |
| MT | Model Tree |
| NTU | Nephelometric Turbidity Units/Unité néphélogométrique de turbidité |
| RB | Relative bias /Biais relatif |
| RRMSE | Relative root-mean-square error/Erreur quadratique moyenne relative |
| SDR | Standard deviation reduction/Réduction de l'écart-type |
| SJPA | Saint John Port Authority |
| SJR | Saint John River |
| SRC | Sediment rating curve /Courbe de tarage sédiment-débit |
| SSC | Suspended sediment concentrations |
| VC | Validation croisée |
| WSC | Water Survey of Canada |



1 MISE EN CONTEXTE ET SYNTHÈSE

1.1 Introduction

1.1.1 Transport sédimentaire

Sur un bassin versant, les particules solides, appelées sédiments, sont mobilisées par l'eau de ruissellement et transportées vers l'aval lorsque les forces hydrodynamiques exercées sur elles surpassent un seuil donné. En hydrologie et en géomorphologie fluviale, on classifie généralement les sédiments sous trois catégories : les sédiments en suspension, la charge de fond et les solides dissous (Strahler and Strahler, 2006). La première correspond à la portion des particules qui est maintenue en suspension par la force du courant. La seconde représente la part de particules dont la masse excède la capacité du cours d'eau à les maintenir en suspension, mais qui est transportée vers l'aval par roulement, glissement ou saltation. Quant à la troisième catégorie, elle représente la portion des solides dissous par l'eau.

Puisqu'ils représentent la majeure partie de la charge transportée par une rivière, ainsi que la fraction la plus facile à mesurer (Meade et al., 1990), les sédiments en suspension sont généralement utilisés pour estimer la charge sédimentaire totale transportée par un cours d'eau. Pour que les sédiments soient maintenus en suspension dans la colonne d'eau, la composante ascendante du courant, issue de la turbulence, doit être supérieure à la vitesse de chute de la particule dans le fluide. La vitesse de chute d'une particule dépend principalement de sa taille et de sa densité. Les sédiments en suspension sont constitués de la charge de ruissellement (*wash material*) et de matériaux de fond (*bed material*). La charge de ruissellement se définit comme

étant la partie la plus fine des sédiments transportés par le cours d'eau, habituellement composée de limons et d'argiles, maintenue en suspension sur de grandes distances (Asselman, 2000; Church, 2006). Alors que la charge de ruissellement est uniquement transportée en suspension dans la colonne d'eau, le mode de transport des matériaux de fond, plus grossiers, dépend des paramètres hydrauliques du cours d'eau et de la morphologie des sédiments. Une partie de ces matériaux est transportée à travers les processus associés à la charge de fond (c.-à-d. glissement, roulement et saltation), alors que lorsque le cours d'eau atteint une compétence donnée, une fraction des particules du lit est mise en suspension. Puisque la charge de ruissellement et les matériaux de fond ont été mesurés simultanément par le biais des mesures de turbidité, il n'a pas été possible de séparer les deux composantes. La locution « sédiments en suspension » est donc employée pour désigner l'ensemble des particules transportées en suspension dans la colonne d'eau.

Les mesures de transport sédimentaire s'expriment communément sous forme de concentration (p. ex. mg/L), de charge (p. ex. t/année) ou encore de sédiments produits par unité de surface par unité de temps (p. ex. t/km²/année). Le diamètre des particules incluses dans la mesure des sédiments en suspension se situe habituellement entre 0,1 et 1 mm (Walling et Webb, 1992). La limite inférieure correspond à la limite de détectabilité de la méthode utilisée (p. ex. diamètre des pores du filtre), alors que la borne supérieure dépend de la capacité de transport du cours d'eau.

Les sédiments pris en charge par le cours d'eau sont le produit de l'érosion du substrat. La quantité de sédiments érodés dépend de nombreux facteurs tels que le climat, la

géologie, l'exposition du sol, le relief, le type de sol et le couvert végétal (Walling et Webb, 1992; CCME, 2002).

Par ailleurs, plusieurs études ont démontré que la majorité du transport de la charge sédimentaire annuelle survient lors des évènements de crues importantes (Araujo et al., 2012). On considère que, typiquement, la grande majorité de la charge sédimentaire annuelle d'un cours d'eau est transportée sur 10 % ou moins des jours d'une année (Tramblay et al., 2008).

1.1.2 Mesure et estimation des sédiments en suspension

Edwards et Glysson (1999) distinguent trois types de mesure de CSS. D'abord, l'échantillonnage manuel, qui consiste simplement à prélever un échantillon d'eau à l'aide d'un dispositif prévu à cet effet (p. ex. bouteilles Niskin ou Van Dorn). Cette technique demande peu de ressources matérielles, mais une grande implication humaine est nécessaire pour obtenir une bonne couverture temporelle des évènements de transport. Ensuite, des échantillons ponctuels peuvent aussi être prélevés à intervalles réguliers (ou selon la variation du niveau d'eau) grâce à des échantillonneurs automatiques. Le seuil de déclenchement peut également être associé au débit du cours d'eau, à la précipitation ou toutes autres variables qui suggèrent l'arrivée d'un épisode de transport sédimentaire préalablement établi par l'utilisateur. Cette méthode permet de couvrir plus facilement l'ensemble de l'évènement. Toutefois, le traitement subséquent (c.-à-d. filtration des échantillons) peut exiger beaucoup de travail, notamment si de nombreux échantillons sont récoltés. Enfin, les méthodes indirectes sont de plus en plus utilisées pour estimer les CSS à partir de la turbidité de l'eau. La turbidité est une mesure optique qui quantifie le niveau de clarté de l'eau et est fonction

de la concentration en particule en suspension dans l'eau. Ce type de mesure peut être obtenu à l'aide d'un appareil appelé turbidimètre. L'appareil émet un rayonnement, préférablement dans des longueurs d'ondes variant entre 830 et 890 nm (proche infrarouge; ISO 7027, 1990), et en mesure la réflexion à 90° sur les particules contenues dans l'eau par le biais d'une diode. La mesure, habituellement exprimée en NTU (*Nephelometric Turbidity Units*) ou millivolt (mV), est proportionnelle à la concentration en particules en suspension à l'endroit précis où la lecture est prise. Donc, pour obtenir une mesure de la concentration en sédiments en suspension, les mesures de turbidité doivent être mises en relation avec des mesures de CSS. L'utilisation d'appareils optiques pour estimer les CSS est maintenant largement acceptée pour l'étude des sédiments en suspension (Lewis, 1996; Davies-Colley et Smith, 2001; Schoellhamer et Wright, 2003) en raison de sa simplicité d'usage et sa bonne précision.

Enfin, les profileurs de courant à effet Doppler (ADCP) gagnent en popularité pour la mesure indirecte des CSS. Typiquement l'ADCP est utilisé pour mesurer la vitesse de l'eau à partir du changement de la fréquence des ondes acoustiques. Pour ce faire, l'appareil émet une onde acoustique vers la colonne d'eau dans une fréquence donnée. Ces ondes percutent les particules en suspension et retournent vers le récepteur de l'ADCP. Grâce à cette même lecture, la quantité de particules en suspensions peut être estimée en observant la portion du signal, proportionnelle à la concentration en solides en suspension, qui est retournée vers l'appareil. Toutefois, l'utilisation de ce type d'appareil présente certaines contraintes, notamment pour le travail en rivière, puisque une profondeur d'eau minimale est nécessaire à son bon

fonctionnement. Cette profondeur dépend de la fréquence d'opération de l'appareil. Wall et al. (2008) proposent un protocole complet pour mesurer les CSS à l'aide d'un ADCP. Diverses approches sont présentement utilisées pour estimer la charge en sédiments en suspension transportée par un cours d'eau, de la simple courbe de tarage ajustée entre le débit et les CSS à des modèles déterministes relativement complexes (p. ex. DWSM, MMF, SWAT; Gao, 2008). La construction de courbes de tarage sédiment-débit (SRC) est la méthode la plus répandue puisqu'elle est la plus facile à utiliser et ne demande que peu de données. Toutefois, dans bien des cas, les CSS dépendent davantage de la disponibilité en sédiments que de la capacité de transport du cours d'eau (Robert, 2003). Cela fait en sorte que, pour un même débit, les CSS varieront en fonction de l'apport en sédiments. Alors que parfois, les méthodes plus simples ne parviennent pas à estimer correctement les CSS, les modèles plus complexes peuvent exiger l'estimation parfois ardue de certains paramètres parce qu'elle nécessite des informations difficilement accessibles. Certaines méthodes intermédiaires telles que les approches statistiques non-paramétriques (réseaux de neurones artificielles, arbres de régressions, machine à vecteurs de support, etc.) sont de plus en plus utilisées et offrent des bons résultats (Gao, 2008).

1.1.3 Mise en contexte

Les raisons pour porter une attention particulière au transport sédimentaire en rivières sont nombreuses et déjà bien décrites dans la littérature, allant de la dégradation des habitats aquatiques à la sédimentation dans les infrastructures de transport maritimes (Wood et Armitage, 1997; Bhattacharya et Solomatine, 2006; Higgins et al., 2011). En effet, certaines installations portuaires voient la profondeur de leurs chenaux

et/ou zones d'accostage réduite en raison d'un remplissage par les particules fines transportées par le réseau hydrographique. Ainsi, un dragage régulier s'avère nécessaire afin de conserver une profondeur suffisante pour satisfaire les navires commerciaux à grand tirant d'eau.

Le port de Saint-Jean, situé dans l'estuaire du FSJ au Nouveau-Brunswick, n'y fait pas exception. Annuellement, l'administration portuaire du fleuve Saint-Jean (APSJ) doit retirer plusieurs milliers de mètres cubes de sédiments du lit de l'estuaire pour assurer le maintien des activités commerciales et touristiques. L'APSJ alloue chaque année de grandes sommes d'argent au dragage afin de contrôler l'envasement et ainsi maximiser l'accès aux quais d'amarrages. Bien que les activités de dragage soient incluses dans le budget annuel, le montant réel varie considérablement en raison de la grande variabilité dans les volumes à draguer. Une meilleure connaissance de la dynamique sédimentaire et de sa variabilité interannuelle constitue donc un outil de gestion important pour l'APSJ.

1.1.4 Objectifs de recherche

Dans un désir d'optimisation du processus de dragage, l'APSJ a mandaté le *Canadian Rivers Institute* (CRI) afin qu'une étude soit menée sur le transport sédimentaire qui cause cette sédimentation dans l'estuaire du fleuve Saint-Jean. Ce projet de recherche vise, dans un premier temps, à acquérir une meilleure compréhension des liens entre la charge en sédiments transportée par le bassin versant du FSJ et les conditions hydrométéorologiques locales. Un second volet porte sur l'investigation des corrélations possibles entre les volumes dragués annuellement par l'APSJ et les conditions hydrométéorologiques du bassin versant. Le projet se divise donc en deux parties

intimement reliées dont la première s'intéresse à l'estimation des CSS et de la charge horaire, alors que la deuxième s'intéresse plutôt aux volumes dragués annuellement.

Les principaux objectifs de cette recherche sont donc les suivants :

- 1) Vérifier la pertinence de l'utilisation des variables hydrométéorologiques couramment mesurées pour prédire les CSS dans le FSJ;
- 2) Comparer différentes approches pour bâtir un modèle statistique horaire à partir des variables sélectionnées à l'objectif 1 ;
- 3) Suggérer l'utilisation d'un modèle pour pallier l'absence de programme de mesure des CSS dans le FSJ;
- 4) Tester les relations possibles entre la variabilité interannuelle des variables hydrométéorologiques et les volumes de sédiments dragués.

Chacune des sections de la première partie de ce mémoire traiteront des objectifs 1 à 3 et de l'objectif 4 séparément et seront approfondies davantage aux chapitres 2 et 3 de ce document. Par ailleurs, le travail réalisé pour atteindre l'objectif 4 prend racine dans le travail effectué par Higgins (2010). Notamment, les analyses de corrélations ont été réévaluées en incluant une plus longue série de données.

1.2 Méthodologie

1.2.1 Site d'étude et acquisition des données

Le bassin du FSJ couvre une superficie d'environ 55 000 km² et s'étend du sud du Québec (13 %) au sud du Nouveau-Brunswick (55 %), alors qu'un peu plus du tiers de sa superficie se situe dans l'état du Maine (É-U; 36 %). Son débit moyen est de 1100 m³/s (Cunjak et Newbury, 2005) et la précipitation moyenne à Fredericton entre les années 1981 et 2010 était de 1078 mm (Environnement Canada, Station # 8101500). En amont du barrage de Mactaquac, la pente moyenne du FSJ varie entre 0,04 % et 0,07 % dans les sections où l'écoulement est libre, et varie entre 0,01 % et 0,001 % directement en amont des trois barrages. La section ayant la pente la plus abrupte du tronçon principal est située entre la ville de Grand Falls et la rivière Tobique (Kidd et al., 2011). Cette même région est caractérisée par une forte concentration de culture de pommes de terres, notamment (Xing et al., 2008). À Edmundston, sa largeur typique est de 50 m, avec une profondeur moyenne de 2 m, alors que ces valeurs sont de 750 m et 3 m, à la hauteur de Fredericton. Le lit du chenal principal est majoritairement formé de sables et de limons dans la partie amont du bassin versant. Le diamètre médian des particules du lit est d'environ 1,4 mm à Edmundston et de 0,25 mm à Saint-Léonard (Beltaos et Burrell, 2000). La vitesse moyenne enregistrée au site de mesure au cours des étés 2011 et 2012 était de 0,32 m/s avec une vitesse de pointe de 0,7 m/s et vitesse minimale de 0,08 m/s. Les vitesses étonnamment basses peuvent être dues à de nombreux facteurs dont l'occurrence de marées de vives eaux qui s'opposent à de faibles courants vers l'aval lors de périodes d'étiage.

Bien que certains auteurs se soient intéressés aux sédiments en suspension dans le FSJ auparavant (Beltaos et Burrell, 2000; Leys, 2007; Higgins, 2010) aucune série temporelle n'est disponible en ce qui a trait aux CSS dans le chenal principal. Des travaux de terrain ont été réalisés au cours des étés 2011 et 2012 afin de pallier ce manque de données. Une sonde multi-paramètre (*YSI-OMS600*) équipée d'un turbidimètre (*YSI-6136*), ainsi qu'un courantomètre (*Falmouth Scientific-2DACM*) ont été installés à environ 4 m du lit, près du chenal, à la hauteur du village de Maugerville (figure 2.1). Les instruments ont été fixés à un câble rattaché à une bouée à l'une des deux extrémités et ancrés à une structure de métal à l'autre. La profondeur de l'installation a été fixée à 4 m pour des raisons logistiques. Le courantomètre et le turbidimètre, qui totalisent 1,3 m lorsque superposés, étaient tous deux installés sur le même câble. Les instruments ont été mis en place de telle sorte qu'ils se retrouvent au centre de la colonne d'eau en période de fort débit. Rattachés à une bouée, les deux appareils ne pouvaient pas être exondés en période d'étiage. Notons qu'au cours de la période de mesure, le niveau d'eau fluctuait entre 4,6 m et 6,4 m avec une profondeur moyenne de 5,2 m. Ce site a été choisi puisqu'il est très peu influencé par la marée et parce qu'il est situé en aval du dernier ouvrage de rétention qui modifie l'écoulement du FSJ. Le choix de ce site permet donc de mesurer la portion des sédiments en suspension qui traverse le barrage lors des événements de transport. Un pluviomètre à auget basculeur (*Onset – Hoborain gauge RG3*) a été installé dans un espace ouvert à Maugerville. Ces trois instruments ont été programmés pour prendre une mesure toutes les 15 minutes. Deux autres sites ont aussi été instrumentés de turbidimètres, l'un en berge à Maugerville et le second près de l'estuaire, à Saint-John. Le site en berge à Maugerville a connu des problèmes techniques qui ont rendu les données de l'année

2012 inutilisables. Par ailleurs, les données recueillies en 2011 à ce même site étaient très bruitées et ne semblaient pas correspondre à la turbidité observée dans le cours d'eau. Pour ce qui est du site près de l'estuaire, l'instrumentation a été perdue au cours de l'année 2011. Aucune donnée n'a pas donc être recueillie au cours de cette année. Un turbidimètre a été installé l'année suivante, mais un seul évènement majeur de transport (c.-à-d. CSS > 500 mg/L) a pu être enregistré. Pour ces raisons, les données recueillies à ces deux sites n'ont pas pu être utilisées pour la présente étude. Les données aux 15 minutes ont été ramenées à un pas de temps horaire en conservant les minimums, les maximums et les moyennes horaires pour en faciliter le traitement avec les données hydrologiques, uniquement disponibles au pas de temps horaire.

D'abord, les données horaires de niveau d'eau ont été extraites du site internet du Relevé hydrologique du Canada (station # 01AO002; <http://www.eau.ec.gc.ca>), alors que les débits horaires ont été fournis par le gestionnaire du barrage de Mactaquac (NB Power). Les vitesses de vent horaires ont été extraites à partir de la base de données d'Environnement Canada (station # 8101505 ; <http://climat.meteo.gc.ca/>)

Ensuite, 14 ans de données de volumes annuels dragués dans le port de Saint-Jean ont été fournies par l'APSJ. Notons qu'un travail initialement effectué par Higgins (2010) avec six ans de données a été repris ici afin de valider, et tenter d'améliorer, les résultats grâce à une plus longue série de données disponibles. Les variables indépendantes utilisées par Higgins (2010) pour estimer les volumes dragués, soit le niveau annuel moyen (*mean level*) et le débit annuel total (Q_{tot}) du FSJ, ont donc été extraites à partir du site du relevé hydrologique du Canada (respectivement les stations # 01AP005 et # 01AF002; <http://www.eau.ec.gc.ca>) et soumises à la même

méthodologie. Pour l'analyse subséquente de ces données, les niveaux d'eau minimums, maximums et moyens mensuels et annuels ont été calculés à partir des données extraites de la base de données HYDAT du Relevé hydrologique du Canada (<http://www.eau.ec.gc.ca>). Les débits mensuels mesurés au barrage de Mactaquac ont aussi été utilisés. Ensuite, les données de précipitation interpolées sur une grille de 10 km de résolution par la technique ANUSPLIN (Hutchinson et al., 2009) ont servi à l'analyse. Les sommes mensuelles et annuelles ont été calculées sur l'ensemble du bassin versant. Seulement la portion canadienne du bassin versant a été prise en compte puisque les données d'interpolation étaient seulement disponibles pour le Canada.

1.2.2 Analyse des corrélations

Tout d'abord, les corrélations entre les variables hydrométéorologiques et les CSS ont été évaluées. Étant donnée la taille du bassin versant du FSJ et après l'appréciation visuelle des données (figure 2.4), nous avons émis l'hypothèse qu'un décalage temporel pouvait séparer l'occurrence des conditions hydrométéorologiques possiblement responsables du transport sédimentaire et l'évènement de transport lui-même. Dans un premier temps, un corrélogramme a été construit pour vérifier quel décalage permettrait d'obtenir la meilleure corrélation entre les CSS et les niveaux d'eau. Le coefficient de corrélation de Pearson (r) a été calculé pour des délais allant de 1 à 600 heures. Le coefficient de corrélation le plus élevé ($r = 0,37$) a été obtenu lorsque le délai était de 240 heures (10 jours; figure 2.3). Pour ce qui est de la précipitation, la corrélation entre les CSS et les hauteurs de pluie cumulées sur des périodes débutant à $t = 0$ jusqu'à $t = 600$ ont été testées. Le meilleur coefficient

de corrélation ($r = 0,24$; figure 2.3) a été obtenue lorsque la pluie était cumulée sur une période de 459 heures précédant la mesure de CSS. Toutefois, la valeur de r est demeurée stable (au-dessus de 0,21) pour des pluies cumulées sur des périodes allant de 400 et 500 heures. Une période de 408 heures (17 jours) a donc été sélectionnée puisqu'elle correspond au début du plateau du corrélogramme. On remarque aussi une pointe du coefficient de corrélation pour la pluie cumulée sur 24 heures ($r = 0,09$; figure 2.3). La pluie cumulée sur une journée a donc aussi été incluse à la liste de prédicteurs potentiels. Au total, 11 prédicteurs potentiels ont été retenus, incluant les variables qui ont un décalage temporel (tableau 2.1).

En plus des corrélations de Pearson, les corrélations sur les rangs (Spearman) ont été calculées entre les CSS et tous les prédicteurs potentiels. Un seuil de $\alpha = 0,01$, plutôt que le seuil habituel de $\alpha = 0,05$, a été utilisé afin de conserver un nombre minimal de prédicteurs potentiels.

D'abord, dans le cas de l'analyse des volumes dragués, la base de données bonifiée a été utilisée afin de recalculer les corrélations sur les variables utilisées par Higgins (2010), c'est-à-dire le niveau moyen annuel à Saint-Jean (*meanlevel*) et le débit total annuel (Q_{tot}). Dans ce cas-ci, $\alpha = 0,05$ a été utilisé afin de conserver un maximum de prédicteurs potentiels à fournir au modèle. L'utilisation du R^2 ajusté permet d'éviter un sur-ajustement causé par l'inclusion d'un nombre trop élevé de paramètres dans le modèle. Ensuite, des minimums, des maximums, des moyennes et des totaux mensuels et annuels de débits, de niveau d'eau et de précipitation ont été calculés et corrélés aux volumes dragués.

1.2.3 Modèles statistiques

Les deux types d'approches statistiques choisies pour l'estimation des CSS horaires seront brièvement présentés dans cette section. D'une part, deux courbes de tarage ont été employées, la première utilisant le débit comme variable explicative (SRC – Q), alors que la seconde a été ajustée à la variable la mieux corrélée aux CSS, soit la différence entre le niveau d'eau à t - 240 et celui mesuré à t – 408 (SRC – WL240-408). D'autre part, l'algorithme M5', un modèle à arbres de régression, a aussi été comparé aux courbes de tarage. L'ensemble de données a été divisée en deux parties. La première a servi à la calibration des modèles, alors que la seconde a été utilisée pour sa validation (« split-sample technique »).

Dans le cas de la courbe de tarage, les CSS sont estimées selon une relation empirique linéaire ou non linéaire généralement établie entre le débit et les CSS mesurés à un site donné (Walling, 1977). Sous sa forme la plus commune, elle décrit une loi de puissance, à laquelle on ajoute une constante, que l'on ajuste aux mesures :

$$CSS = aQ^b + c \quad [1]$$

où Q représente le débit et a, b et c sont des paramètres qui doivent être ajustés. Il existe une littérature exhaustive sur le sujet dont l'article d'Asselman (2000) qui compare les différentes variantes de la courbe de tarage débit-sédiments.

Enfin, l'algorithme M5', basé sur le travail de Quinlan (1992), et Wang et Witten (1997), est essentiellement un arbre de classification à partir duquel on ajuste des régressions linéaires pour des sous-groupes relativement homogènes obtenus par la partition et la classification du jeu de données initial. Pour effectuer la classification, l'algorithme

divise le jeu de données en sous-groupes afin de réduire l'écart-type au sein de chacun de ces groupes. Pour ce faire, une valeur de réduction relative de l'erreur prévue (SDR) est calculée à partir de l'un des prédicteurs :

$$SDR = sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) \quad [2]$$

où T représente le jeu de données qui atteint le nœud et T_i est le jeu de données issu du fractionnement. Si la SDR est supérieure à un seuil préétabli, généralement de 5 %, la division sera effectuée. Les groupes résultants sont ceux qui ne peuvent être partitionnés davantage en sous-groupes homogènes, c'est-à-dire des ensembles pour lesquels l'ajout de variables explicatives supplémentaires ne permet pas d'obtenir une SDR supérieure au seuil.

Une fois les CSS modélisées à l'aide des deux approches statistiques précédemment décrites, des charges ont été calculées en multipliant les CSS par le débit horaire. Cette étape a été effectuée afin de vérifier l'efficacité des modèles pour l'estimation d'une charge totale sur une période de mesure donnée.

En ce qui concerne l'analyse des volumes dragués, le choix des variables à inclure dans le modèle de régression a été établi à l'aide d'une régression pas-à-pas, ainsi qu'une régression pas-à-pas exhaustive. Dans le cas de la méthode pas-à-pas, l'algorithme construit d'abord une régression linéaire simple à laquelle il ajoute ou retire des variables si le modèle résultant est significativement meilleur que le modèle précédent. Un test de Fisher est utilisé pour vérifier si l'amélioration du modèle est significative et donc, si la variable doit être ajoutée ou retirée, le cas échéant. Au terme

de cette procédure, une régression linéaire multiple est ajustée à partir des prédicteurs retenus. Pour ce qui est de la variante exhaustive de la régression pas-à-pas, l'ensemble des modèles qui peuvent être construits à partir de toutes les combinaisons de variables prédictives sont testés, et l'algorithme sélectionne le meilleur modèle d'après un critère de performance. Le R^2 ajusté (Équation 6) a été utilisé puisqu'il pénalise les modèles ayant plusieurs paramètres.

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-m-1} (1 - R^2) \quad [6]$$

À performances égales, un modèle utilisant un moins grand nombre de prédicteurs sera préféré. Une validation croisée (VC) a ensuite été effectuée afin de vérifier la robustesse du modèle.

Les performances de chacun des modèles statistiques ont été vérifiées à l'aide des trois indicateurs suivants : le coefficient de détermination (R^2 ; Équation 3), le biais relatif (RB; Équation 4), ainsi que l'erreur quadratique moyenne relative (RRMSE; Équation 5).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \bar{y}_i)^2}{\sum (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2} \quad [3]$$

$$RB = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_{imax} - y_{imin}} \right)$$

[4]

$$RRMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_{imax} - y_{imin}} \right)^2}$$

[5]

1.3 Résultats

1.3.1 Corrélation

Parmi les 11 prédicteurs potentiels présélectionnés (tableau 2.1), deux n'étaient pas significativement corrélés aux CSS, soit la vitesse du vent (*Wind_Speed*) et la pluie (*Rain*). Ils ont donc été retirés de l'analyse. Ainsi, la matrice de prédicteurs potentiels est donc formée de neuf variables (tableau 2.2). Les coefficients de Pearson les plus élevés ont été obtenus pour la différence de niveau d'eau entre la 240^e heure et la 408^e heure avant les CSS (*WL240-408*; $r = 0,46$; $p = 0,27$), le niveau d'eau 240 heures avant les CSS (*WL240*; $r = 0,37$; $p = 0,53$) et la pluie cumulée entre $t = 0$ et $t = 408$ précédant la mesure de CSS (*Rain408*; $r = 0,2$; $p = 0,43$). Par contre, c'est le niveau d'eau (*WL*; $r = 0,13$; $p = 0,71$), le niveau d'eau 24 heures avant les CSS (*WL24*; $r = 0,16$; $p = 0,71$) et la vitesse du courant (*velocity*; $r = 0,05$; $p = 0,60$) qui ont présenté les coefficients de Spearman les plus élevés.

L'ensemble des 511 combinaisons possibles des 9 prédicteurs significativement corrélés aux CSS a été fourni à M5'. Chacun des modèles a été testé et comparé à l'aide des

trois indicateurs de performances. Deux types de courbes de tarage ont été construites, soit une courbe classique mettant en relation le débit et les CSS (SRC – Q), ainsi qu’une courbe ajustant les CSS à la différence entre le niveau d’eau à $t - 240$ heures et celui mesuré à $t - 408$ heures (SRC – WL240-408).

En ce qui a trait aux données de dragage, les variables utilisées par Higgins (2010) pour bâtir la régression linéaire multiple n’ont pu être significativement corrélées aux volumes dragués lorsque la base de données bonifiée (sur une longue période) a été utilisée (tableau 3.1). L’ajout de huit années a fait chuter le coefficient de détermination de *MeanLevel* de 0,63 à 0,09 et celui de Q_{tot} de 0,73 à 0,06.

Toutefois, des variables explicatives alternatives, qui n’avaient pas initialement été utilisées par Higgins (2010; tableau 3.2), ont pu être significativement corrélées à aux volumes de dragage. Les variables les mieux corrélées aux volumes dragués étaient le débit maximal moyen de janvier (JanQmax; $r = 0,66$), le débit maximal moyen de juin (JunQmax; $r = 0,63$) et la précipitation printanière totale (PcpnSpring; $r = 0,59$). Notons que l’ensemble des variables significativement corrélées aux volumes dragués présentent un coefficient supérieur ou égal à 0,54 (valeurs absolues; tableau 3.3).

1.3.2 Modèles statistiques

Les résultats des deux approches utilisées pour modéliser les CSS horaires sont résumés dans le tableau 2.3.

L’ajustement d’une courbe de tarage qui utilise le débit comme variable explicative des CSS n’a pas été possible. La SRC – Q a renvoyé un $R^2 = 0$ et conséquemment, le modèle résultant n’a pu estimer adéquatement les CSS en période de validation (figure 2.5 - A).

Du côté de la SRC – WL240-408, un bon ajustement sur les données de calibration n'a pas été possible, mais étonnamment, le modèle a pu expliquer 55 % de la variance en période de validation (c.-à-d. $R^2 = 0,55$; figure 2.5 - A). Malgré un R^2 nul en période de calibration, SRC - WL240-408 a permis de calculer un RRMSE de 0,08 pour cette période et un RRMSE de 0,10 en validation. Par ailleurs, la figure 2.5 – A permet d'observer que, malgré les CSS largement sous estimées, SRC – WL240-408 a été en mesure de prédire trois des quatre événements majeurs de transport, ce qui n'a pas pu être réalisé par SRC – Q. SRC – WL240-408 a présenté un biais relatif de 0,03 en calibration et de 0,01 en validation, alors que SRC – Q a souffert d'un fort biais relatif en calibration ($R_b = 0,51$) et d'un biais plus faible en validation (0,03; tableau 2.3).

Contrairement aux courbes de tarage, les modèles M5' ont mieux performé lors de la calibration que sur les données de validation, à l'exception de M5' – 1 préd. (tableau 2.3). Les résultats présentés au tableau 2.3 démontrent un sur-ajustement systématique lorsque plus de sept prédicteurs ont été fournis à l'algorithme. On remarque dans ces cas que le R^2 est relativement élevé en période de calibration (p. ex. $R^2 = 0,76$), mais nul en période de validation. Lorsque M5' a été calibré avec quatre à sept prédicteurs, des modèles aux performances similaires ont été bâtis, obtenant un $R^2 = 0,72$ en calibration pour les quatre modèles, mais un R^2 oscillant entre 0,45 (M5' – 7 préd.) et 0,47 (M5' – 5 préd.; tableau 2.3) en période de validation. Quand seulement deux ou trois prédicteurs ont été fournis à M5', un tiers de la variance a pu être expliqué en période de validation ($R^2 = 0,36$). M5' – 3 préd. a produit de meilleurs résultats ($R^2 = 0,74$) que M5' – 2 préd. ($R^2 = 0,48$) en période de calibration. Trois modèles sélectionnés sont présentés graphiquement à la figure 2.5 (B à D). On y

remarque que les modèles qui utilisent un et trois prédicteurs sont plus aptes à estimer les CSS de pointe en période de validation. Par contre, M5' – 4 préd. estime de façon plus précise la durée de ce même évènement. On peut aussi y observer que les CSS estimées deviennent moins bruitées lorsque davantage de prédicteurs servent à l'ajustement.

Aucun modèle n'a été en mesure d'estimer avec précision les pointes de CSS. En période de validation, les concentrations élevées (CSS > 900 mg/L) ont été mieux estimées grâce à M5' – 1 préd. et M5' – 3 préd., alors qu'en calibration, M5' – 3 préd. et M5' – 4 préd. l'ont effectué plus adéquatement (figure 2.5 – B à D). Tous les modèles M5' ont simulé plus précisément les changements abrupts de CSS que les courbes de tarage, et ce, plus particulièrement en période de calibration (figure 2.5). Des RRMSE similaires ont été observés pour les trois modèles M5' présentés à la figure 2.5 (M5' – 1, 3 et 4 préd.) pour les données de calibration (RRMSE \leq 0,06) et de validation (RRMSE \leq 0,12). Dans le cas de SRC - Q, les RRMSE étaient plus élevés, à la fois en calibration (RRMSE_{SRC - Q} = 0,63) et en validation (RRMSE_{SRC - Q} = 0,15), alors que pour SRC – WL240-408, il était légèrement plus élevé en validation (RRMSE_{SRC - WL240-408} = 0,08), mais similaire à ceux obtenus par M5' en validation (RRMSE_{SRC - WL240-408} = 0,1). L'ensemble des modèles a présenté un biais relatif sous les 5 % mis à part SRC – Q qui était biaisé de 51 % en période de calibration.

Une fois les CSS estimées à l'aide des cinq modèles, les concentrations observées et estimées ont été multipliées par les débits horaires pour obtenir des charges horaires. Les charges ont été cumulées pour obtenir une charge totale observée et estimée pour la période de calibration et de validation. Les résultats sont présentés au

tableau 2.4.Étonnamment, la meilleure charge estimée en période de calibration a été obtenue grâce à SRC – Q (0,58 % en dessous de la charge total observée; tableau 2.4).M5' – 4 préd. a aussi réussi à bien estimer la charge totale en calibration en la sous-estimant de seulement 1,41 %. En période de validation, la meilleure estimation de la charge totale a été obtenue grâce à M5' – 1 préd. (Surestimation de 1,63 % de la charge totale) suivi de M5' – 4 préd.surestimant la charge totale par 2,38 %.Malgré les apparentes bonnes performances de SRC – Q pour estimer la charge totale en période de validation, la figure 2.6 démontre clairement que cette bonne estimation est davantage le résultat de la surestimation de certaines charges horaires compensées par la sous-estimation d'autres valeurs horaires. Toujours à la figure 2.6, on peut observer que tant en période de calibration qu'en période de validation, les CSS estimées à l'aide de M5' – 4 préd. permettent une estimation plus juste des charges horaires que celles obtenues par SRC – Q. Enfin, la figure 2.7 présente les charges horaires cumulées à chaque pas de temps pour les données de calibration (figure 2.7 – A) et de validation (figure 2.7 – B). On y remarque que les estimations à l'aide de SRC – Q sont fréquemment éloignées de la bissectrice (ligne 1 : 1, pointillée dans la figure 2-7), qui représente une estimation parfaite de la charge cumulée sur l'ensemble de la période, alors que les estimations obtenues à l'aide des modèles M5' – 3 préd. et M5' 4 préd. restent toutes les deux très près de cette même ligne.En période de validation, les modèles M5' – 4 préd. et M5' – 1 préd.permettent d'obtenir les meilleures estimations des charges cumulées.

Dans le cas de l'analyse des volumes annuels dragués, puisque les variables utilisées par Higgins (2010) n'ont pas pu être corrélées, aucune régression linéaire n'a été

construite pour le modèle original. L'exercice a cependant pu être effectué à partir des nouvelles variables explicatives sélectionnées par l'analyse de corrélation (tableau 3.3). Les deux méthodes de sélection utilisées ont suggéré la construction de modèles bâtis à partir des 2 mêmes prédicteurs parmi les 12 significativement corrélés aux volumes dragués, soit la précipitation totale des mois printaniers (*PcpnSpring*) et le débit maximal moyen de juin (*JunQmax*; figures 3.1 et 3.2). Une régression linéaire multiple a donc été ajustée à partir de ces deux prédicteurs. La régression, d'abord ajustée sur l'ensemble du jeu de données, a permis d'obtenir un R^2 de 0,68, ainsi qu'un RRMSE de 0,16. Lorsque la robustesse a été testée par VC, le R^2 a chuté à 0,59 alors que le RRMSE a augmenté à 0,19. Dans les deux cas, le modèle n'était pas biaisé (tableau 3.4).

1.4 Discussion

Les résultats des analyses de corrélation démontrent qu'un lien statistique existe entre les CSS et les conditions hydrométéorologiques, notamment avec le niveau d'eau mesuré 10 jours avant la mesure de CSS, ainsi que la pluie cumulée sur 408 heures avant l'évènement de transport (tableau 2.2). Ce décalage entre la précipitation, la hausse du niveau d'eau, et l'augmentation des CSS peut être lié à un long temps de réponse du bassin versant lors d'un évènement pluvieux. La concentration en sédiments d'une rivière dépend habituellement de sa compétence (la capacité d'un cours d'eau à mobiliser une particule d'une taille donnée; Church, 2006) et de sa disponibilité en sédiments. Généralement, la quantité de particules fines transportées par le réseau hydrographique est davantage limitée par la disponibilité des sédiments que

par la capacité du cours à les acheminer vers l'aval (Robert, 2003; Ritter et al., 2006). C'est l'une des raisons qui peut expliquer l'impossibilité, pour certains cours d'eau, de construire une courbe de tarage adéquate qui relie les CSS au débit, comme c'est le cas dans la présente étude (Gao, 2008). Qui plus est, le phénomène d'hystérèse antihoraire, que l'on observe parfois dans les cours d'eau, est souvent associé à une source distale de sédiments (Asselman, 1999). Cela indique que le décalage entre le pic de l'hydrogramme et celui des CSS est causé par le temps de transport d'une particule entre sa source et le site de mesure. Une source potentielle des sédiments transportés par le FSJ se trouve dans la région située entre les rivières Little et Aroostook (220 km en amont du site de mesure) en raison de la culture intensive de pommes de terre dans cette zone (Kidd et al., 2011). Si l'on considère la distance entre cette source potentielle et le site de mesure, il s'avère que le décalage entre la hausse du niveau d'eau et l'augmentation des CSS peut représenter le temps que prend une particule pour être mobilisée et acheminée par le réseau hydrographique jusqu'au site de mesure à Maugerville. Le lien statistique entre la précipitation et le niveau d'eau, et les CSS semblent donc davantage être un indicateur de la mobilisation de sédiments qui survient en amont qu'être lié à la capacité du FSJ à les conserver en suspension.

Xing et al. (2008) ont rapporté des pertes annuelles de sol allant de 22 à 53 t/ha pour la partie nord-est du Nouveau-Brunswick. Un sous bassin de cette région a été choisi par Environnement Canada et Agriculture et agroalimentaire Canada pour étudier l'impact de l'agriculture sur la qualité de l'eau et les communautés aquatiques (Benoy et al., 2012). Sa superficie totale est de 254,9 km², soit 0,5 % de la superficie totale du bassin

versant du FSJ, dont 41,2 % sont constitués de terres agricoles. Si l'on utilise les valeurs de perte de sol de Xing et al. (2008), à lui seul, ce sous bassin produirait entre 231 041 et 556 600 t/année. On ignore quelle proportion de cette masse atteint le FSJ, mais ces importantes valeurs de perte de sol suggèrent une forte influence de la culture de pommes de terre sur les CSS mesurés en aval dans le FSJ.

Dans certains cours d'eau, une hystérèse antihoraire peut être observée lorsque les sédiments proviennent d'une source distale ou lorsque les versants représentent la principale source de sédiments (Asselman, 1999). Selon l'hypothèse que la région agricole susmentionnée constitue une source majeure de sédiments, l'origine de ces particules serait à la fois distale et issue des versants. La figure 2.8 présente l'hystérèse des deux événements majeurs de transport observés durant la période de mesure. La courbe des deux hystérèses décrit un patron antihoraire, ce qui est cohérent avec l'hypothèse d'une source agricole située en amont dans le bassin versant. En effet, dans les deux cas, le niveau d'eau monte avant que la CSS ne s'élève en raison du pic de CSS qui survient lors de la décrue. Le même phénomène a été rapporté par plusieurs auteurs tels de Klein (1984), Baca (2008) ainsi que Smith et Dragovich (2009). D'autres sources telles que l'affaissement des berges après une crue sont connues pour causer des hystérèses antihoraires (Marttila and Klove, 2010). Toutefois, aucune littérature sur le sujet n'était disponible en ce qui a trait au FSJ au moment de la présente étude.

Si l'on considère la vitesse de pointe du FJS au cours des étés 2011 et 2012 (c.-à-d. 0,7 m/s), laquelle est plus représentative des vitesses en période de crue printanière, il prendrait moins de quatre jours à une particule pour parcourir les 220 km qui séparent

la zone agricole du site de mesure dans de telles conditions. Cependant, entre ces deux régions, l'écoulement du fleuve est modifié par la présence de trois barrages. Bien qu'ils soient tous des barrages au fil de l'eau, leur présence peut expliquer un temps de parcours plus long par les sédiments que l'estimation qui est effectuée ici, en raison de vitesses plus faibles en amont des barrages. Davantage de données sur les sources de particules fines ainsi que sur la morphologie et les vitesses entre les sources et le site de mesure seraient nécessaires pour vérifier cette hypothèse.

De ce fait, tout porte à croire que le décalage entre la hausse des niveaux d'eau et les pics de CSS est davantage le résultat de la mobilisation de sédiments qui se produit en amont dans le bassin versant plutôt qu'un indicateur de l'atteinte d'une certaine compétence par le FJS. Étant donné la grande superficie du bassin versant (42 668 km²) qui se draine dans le FJS à Maugerville et la présence de trois barrages hydroélectrique entre le site de mesure et la zone potentielle de production des sédiments, un décalage de dix jours entre la hausse des niveaux d'eau et les pics de CSS est tout à fait crédible.

Du côté des courbes de tarage, SRC – WL240-408 a réussi à expliquer 55 % de la variance des mesures de CSS en période de validation, alors que la variance expliquée en calibration était nulle. Cela peut être dû à la forte corrélation entre la variable *WL240-408* et les CSS des données de validation ($r = 0,69$). Cependant, ces données ne contiennent qu'un seul événement de transport important alors que les autres valeurs sont relativement faibles (CSS < 50 mg/L). Pour le démontrer, l'ordre de la série chronologique a été inversé, ce qui a fait en sorte de mettre l'évènement originalement compris dans la période de validation dans le jeu de données destiné à la calibration.

Le même modèle ajusté pour les périodes de calibration et de validation inversées a été incapable d'estimer les CSS en validation ($R^2 = 0$; RRMSE = 0,09). Il est donc juste de croire que la performance d'un modèle bâti seulement à partir de la variable *WL240-408* dépend entièrement d'un évènement de transport et ne présente donc pas la robustesse requise pour en recommander l'utilisation dans le FSJ. Ensuite, l'une des causes potentielles de la mauvaise performance de SRC – Q est la présence de barrages entre la source de sédiments et le site de mesure. Donc, en raison de la forte corrélation entre les conditions hydrologiques qui surviennent dix jours avant le transport sédimentaire et l'incapacité de la courbe de tarage à bien estimer les CSS, le recours à un modèle plus complexe (p. ex. M5') est inévitable.

L'incapacité de l'ensemble des modèles horaires à bien estimer les pointes de CSS (c.-à-d. CSS > 900), à la fois sur les données de calibration que sur les données de validation, représente un handicap majeur de la présente étude. Cela peut être lié à l'occurrence de divers processus qui n'ont pas pu être expliqués par les prédicteurs qui ont été fournis aux modèles. Nous avons émis l'hypothèse que les conditions hydrométéorologiques antérieures sont associées à de l'érosion qui se produit en amont dans le bassin versant. Les prédicteurs qui ont un décalage seraient donc davantage associés à la charge de ruissellement, reconnue pour être dépendante des paramètres météorologiques. Puisque la charge de ruissellement est, par définition, conservée en suspension sur de longues distances, cette portion des CSS ne devrait pas subir un impact majeur de la présence des trois barrages au fil de l'eau. Toutefois, les matériaux de fond sont transportés sous forme de sédiments en suspension de façon intermittente et leur mode de transport est intimement lié à l'hydraulicité du cours

d'eau. La présence de barrages peut donc avoir modifié le régime hydraulique du FSJ et, par le fait même, son régime sédimentaire.

Malgré les lacunes dans la modélisation des concentrations horaires, M5' – 4 préd. a été en mesure de calculer des charges totales, pour la période de calibration et de validation, avec une erreur relative inférieure à 5 % (tableau 2.4). Il est important de noter que le débit utilisé pour calculer les charges horaires estimées est le même qui a servi au calcul de la charge horaire observée. Cela fait en sorte de retirer une source d'incertitude attribuée au débit. Le faible biais des charges totales peut aussi s'expliquer par le lissage des événements de transport effectué par tous les modèles, à l'exception de SRC – Q (figure 2.5). Cela permet de compenser les grandes valeurs sous-estimées par la surestimation des faibles valeurs. Ce lissage est d'autant plus visible lorsque les modèles ont été testés sur les jeux de données de validation.

Le calcul des charges est sujet à une importante erreur potentielle puisqu'il ne tient pas compte de la variabilité spatiale des CSS. En effet, il a été effectué à partir d'une seule mesure de CSS considérée comme étant valide pour la totalité de la section transversale du cours d'eau. Qui plus est, cette concentration est estimée à partir d'une mesure indirecte (turbidité) et traduite en CSS grâce à une courbe de calibration. Des efforts ont été fournis pour évaluer la variabilité latérale et verticale des CSS par un échantillonnage manuel le long d'une section transversale du FSJ près de Maugerville. Toutefois, en raison des faibles CSS mesurées lors de cette campagne, il a été impossible de tirer des conclusions sur la variabilité latérale lors d'un événement de CSS élevées. Un protocole permettant un échantillonnage à fréquence élevée lors de

périodes de forte turbidité serait nécessaire pour y parvenir. Pour des raisons techniques, cela n'a pas pu être effectué dans le cadre de la présente étude.

En ce qui concerne l'analyse des volumes de dragage, Higgins (2010) mentionne que l'hypothèse initiale de l'APSJ était que le volume de sédiments dragués était proportionnel à la magnitude de la crue printanière. Cependant, cette hypothèse n'a pas pu être confirmée par Higgins (2010). Elle suggère plutôt que le débit total annuel et le niveau d'eau moyen seraient les prédicteurs les plus pertinents pour estimer la charge sédimentaire annuelle.

Pourtant, lorsque l'on observe un portrait plus global du transport sédimentaire qu'offre l'analyse des volumes dragués, il en ressort que les conditions hydrométéorologiques printanières et de début d'été ont une forte incidence sur les charges transportées en aval. En effet, 7 des 12 variables significativement corrélées étaient des statistiques hydrométéorologiques printanières ou de début d'été (tableau 3.3). Cette partie de l'année correspond aux périodes de crues associées à la fonte de la couverture nivale. Par ailleurs, les travaux de Beltaos et Burrell (2000) ont démontré qu'un volume important de sédiments est transporté vers l'aval pendant la débâcle et la crue printanière. Qui plus est, les deux méthodes de sélection de prédicteurs ont orienté notre choix vers $JunQ_{max}$ ($r = 0,63$) et $P_{cpnSpring}$ ($r = 0,59$), qui sont respectivement des variables estivale et printanière. Le débit maximal du mois de juin ($JunQ_{max}$) correspondant à la fin de la crue printanière.

Ensuite, parmi les cinq variables qui n'étaient pas printanières ou estivales, quatre étaient hivernales dont trois associées au mois de février. Par ailleurs, lorsqu'un modèle

à trois variables était considéré, à la fois la méthode pas-à-pas et la méthode exhaustive proposaient d'y inclure le débit total de février (*FebQtot*; figures 3.2 et 3.3).

Lorsque les volumes dragués les plus récents (2012-2013) seront rendus disponibles, il serait pertinent de vérifier la corrélation entre les charges prédites par le modèle horaire retenu et les volumes de dragage. Parallèlement à cet exercice, le modèle annuel qui estime les volumes dragués pourrait être lancé et validé en incluant les données récentes. Pour ce faire, la concomitance entre les intrants des modèles (c.-à-d. variables hydrométéorologiques) et les volumes dragués serait requise. L'exercice n'a pas été mené dans le cadre de cette étude puisque seules les données de l'année 2011 correspondaient à cette exigence, ce qui est largement insuffisant pour tirer des conclusions quant à la performance de l'un ou l'autre des modèles. Dans l'éventualité où l'un des deux modèles, horaire ou annuel, offrait de bons résultats, des efforts supplémentaires pourraient y être dirigés.

Le modèle annuel reliant les volumes dragués aux variables hydrométéorologiques suggère une forte influence de la précipitation printanière et du débit maximal en début d'été (juin). Toutefois, pour des raisons techniques, aucune donnée horaire n'a pu être recueillie au cours du printemps. L'élaboration d'un protocole qui permettrait de recueillir des données hydrométéorologiques et de turbidité lors de la crue printanière pourrait constituer une avenue intéressante pour de futurs travaux. Un tel échantillonnage permettrait de pallier une faiblesse du modèle, notamment l'absence de données de transport sédimentaire associé à la fonte du couvert nival et à la débâcle du printemps. L'ajout d'évènements de transport majeurs supplémentaires en période printanière permettrait possiblement de réduire l'erreur associée à l'estimation des fortes CSS en

plus d'identifier des prédicteurs potentiels du transport sédimentaire en période printanière. Cela n'a pas été tenté lors de ce projet en raison des forts risques de bris et de pertes d'instruments lors de la débâcle du printemps.

1.5 Conclusion

Les principaux objectifs, mentionnés en introduction, ont tous été atteints. L'analyse des corrélations a permis de mettre en évidence les liens statistiques entre certaines variables hydrométéorologiques et les CSS horaires. Plus particulièrement, les corrélogrammes ont mis en évidence l'important temps de réponse, estimé à 10 jours, du bassin versant du FSJ à un événement pluvieux. La hausse décalée des niveaux d'eau, exprimée par la variable *WL240-408*, s'est avérée particulièrement importante pour expliquer la variance associée aux CSS horaires.

Deux types de modèles statistiques ont été ajustés sur les données récoltées au cours des étés 2011 et 2012. La courbe de tarage a offert des résultats statistiquement satisfaisants en validation lorsqu'ajustée à la variable *WL240-408*, alors que sous sa forme classique ($SRC - Q$) n'a pas été en mesure d'expliquer de variance durant les périodes de calibration et de validation. Le modèle M5'a pour sa part bien performé, notamment de par sa capacité supérieure à prévoir le passage abrupt de faibles concentrations aux concentrations plus élevées. La version à quatre prédicteurs du modèle M5' a permis d'estimer des charges totales très semblables à celles observées tant en période de calibration qu'en période de validation, faisant de ce modèle celui à privilégier.

Donc, pour un usage opérationnel pour l'estimation des CSS dans le FSJ, M5' serait avantageux puisque : 1) le modèle a permis d'obtenir de meilleurs résultats à la fois pour l'estimation des CCS et celle de la charge horaire; 2) le modèle peut être utilisé sans connaissances avancées en statistiques et 3) il peut être facilement modifié et mis à jour si des connaissances additionnelles sont acquise quant au lien entre les CSS et d'autres prédicteurs potentiels. Toutefois, bien que notre étude démontre que M5' performe mieux que la courbe de tarage pour l'estimation des CSS sur le FSJ, une plus longue série temporelle comportant davantage d'évènements de CSS élevés, ainsi que des données printanières seraient nécessaires pour améliorer la modélisation de ce type d'évènements. Une avenue possible pour obtenir des données au cours de cette période d'intérêt serait l'installation d'un ADCP sur le lit du chenal du FSJ. Ce type d'appareil est moins sujet aux dommages causés par la débâcle et permet une bonne estimation des CSS lorsque convenablement calibré (Wall et al. 2008).

Enfin, la précipitation printanière, ainsi que le débit total maximal de juin se sont avérés de bons prédicteurs des volumes annuels dragués par l'APSJ. Un modèle de régression linéaire multiple a pu être ajusté en utilisant ces deux prédicteurs. On peut en conclure que les conditions printanières, possiblement reliées à la fonte du couvert nival, influencent fortement la charge sédimentaire annuelle transportée par le FSJ. Pour des raisons techniques, aucune donnée horaire de turbidité n'a pu être recueillie pendant cette période. Une analyse plus détaillée de la dynamique sédimentaire au printemps ainsi qu'au début de l'été, en portant une attention particulière aux causes possibles du délai entre l'évènement de pluie et l'occurrence de CSS élevées, pourrait être l'avenue d'éventuels travaux.

1.6 Références

Araujo, H. A. Cooper, A. B., Hassan, M. A., et Venditti, J. 2012. Estimating suspended sediment concentrations in areas with limited hydrological data using a mixed-effects model. *Hydrological Processes*. 26: 3678–3688. DOI: 10.1002/hyp.8462

Asselman N. E. M., 1999. Suspended sediment dynamics in a large basin: the River Rhine. *Hydrological Processes*. 13: 1437-1450. DOI:10.1002/(SICI)1099-1085(199907)13:10<1437::AID-HYP821>3.0.CO;2-J

Asselman, N.E.M. 2000. Fitting et interpretation of sediment rating curves. *Journal of Hydrology* 234: 228 - 248.

Baca P. 2008. Hysteresis effect in suspended sediment concentration in the Rybárik basin, Slovakia, *Hydrological Sciences Journal*, 53:1, 224-235. DOI: 10.1623/hysj.53.1.224

Beltaos S. et Burrell B. C. 2000. Suspended sediment concentrations in the Saint John River during ice breakup. In 2000 Annual Conference Abstracts - Canadian Society for Civil Engineering. 75-82

Benoy G, Luiker E et Culp, J. 2012. Quantifying Watershed-Based Influences on the Gulf of Maine Ecosystem: The Saint John River Basin. *American Fisheries Society Symposium* 79:000–000

Bhattacharya B. et Solomatine D. P. 2006. Special issue: Machine learning in sedimentation modelling, *Neural Networks* 19: 208-214. DOI: 10.1016/j.neunet.2006.01.007

Canadian Council of the Ministers of the Environment. 2002. Canadian water quality guidelines for the protection of aquatic life – Total particulate matter. From: <http://sts.ccme.ca/?lang=en&factsheet=218>, consulté le 9 juillet 2012

Church, M. 2006. Bed Material Transport and the Morphology of Alluvial River Channels. *The Annual Review of Earth and Planetary Science*. 34:325 – 54. DOI: 10.1146/annurev.earth.33.092203.122721

Cunjak R. et Newbury R. 2005. Atlantic Coast Rivers of Canada. In *Rivers of North America*. Editors: A Benke, and R Cushing. Elsevier. pp: 939-982.

Davies-Colley R.J. et Smith D.G. 2001. Turbidity suspended sediment, and water clarity: A review. *Journal of the American Water Resources Association*, 37: 1085-1101. DOI: 10.1111/j.1752-1688.2001.tb03624.x

Edwards T.K. et Glysson G.D. 1999. Field Methods for Measurement of Fluvial Sediment: U.S. Geological Survey Techniques of Water-Resources Investigations, Book 3, Chapter C2, 89 p.

Gao, P. 2008. Understanding watershed suspended sediment transport. *Progress in Physical Geography*, 32(3):243-263. DOI: 10.1177/0309133308094849

Higgins H. 2010. Estimation des concentrations de sédiments en suspension dans le fleuve Saint Jean (Nouveau-Brunswick) et établissement de liens avec les données climatiques locales. (Mémoire de maîtrise – INRS-ETE). [En ligne]. www1.ete.inrs.ca/pub/theses/T000564.pdf

Higgins H, St-Hilaire A, Courtenay S.C., et Haralampides K. 2011. Suspended sediment dynamics in a tributary of the Saint John River, New Brunswick. *Can. J. Civ. Eng.* 38: 221-232. DOI: 10.1139/L10-129

Hutchinson M, Mckenney DW, Lawrence K, Pedlar JH. 2009. Development and testing of Canada-wide interpolated spatial models of daily minimum–maximum temperature and precipitation for 1961–2003. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* 48:725–741.

ISO. 1999. ISO 7027 : 1999. Qualité de l'eau – Détermination de la turbidité

Kidd S.D., Curry R.A., Kelly R. Munkittrick. 2011. State of the Saint John River. Canadian Rivers Institute. From:

http://www.unb.ca/research/institutes/cri/resources/pdfs/criday2011/cri_sjr_soe_final.pdf, consulté le 8 octobre 2012

Klein M. 1984. Anti-clockwise hysteresis in suspended sediment concentration during individual storms, *Catena*,11: 251-257.

Lewis J. 1996. Turbidity-controlled suspended sediment sampling for runoff-event load estimation. *Water Resources Research*. 32: 2299-2310. DOI: 10.1029/96WR00991

Leys, V. 2007. 3D Flow and Sediment Transport Modelling at the Reversing Falls – Saint John Harbour, New Brunswick. In *Oceans 2007*, Vancouver BC. 16 p.

Marttila, H et Klove, B. 2010. Dynamics of erosion and suspended sediment transport from drained peatland forestry. *Journal of Hydrology*. 388: 414-425. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2010.05.026

Meade, R. H., Yuzyk, T. R. et Day, T. J. 1990. Movement and storage of sediment in rivers of the United States and Canada, in Wolman, M. G. and Riggs, H. C. (Eds), *The Geology of North America, Surface Water Hydrology*, Geological Society of America, Boulder, Colorado,1: 255-280.

Quinlan, J. R. 1992. Learning with continuous classes. In N. Adams and L. Sterling, *Proceedings of the Fifth Australian Joint Conference on Artificial Intelligence*, Hobart, Tasmania. Singapore: World Scientific. 343–348.

Ritter, D.F., Kochel, R.C., Miller, J.R., 2006. *Process Geomorphology*, 4th ed. Waveland Press, Long Grove, IL. 560 pp

Robert A, 2003. *River Processes: An Introduction to Fluvial Dynamics*. Oxford University Press, Inc. 232 pp.

Schoellhamer, D.H., et Wright, S.A. 2003. Continuous monitoring of suspended sediment discharge in rivers by use of optical backscatterance sensors. *Erosion and Sediment Transport Measurement in Rivers: Technological and Methodological Advances*, IAHS Publ., 283: 28-36.

Smith H. et Dragovich D. 2009. Interpreting sediment delivery processes using suspended sediment-discharge hysteresis patterns from nested upland catchments, south-eastern Australia. *Hydrological Processes*, 23(17), 2415-2426. DOI: 10.1002/hyp.7357

Strahler A. et Strahler A. 2006. *Introducing Physical Geography*, 4e ed. John Wiley & Sons, Inc. 728 p.

Tramblay, Y., 2008. Régionalisation des concentrations extrêmes de sédiments en suspension dans les rivières d'Amérique du nord. (Thèse de doctorat – INRS-ETE), [En ligne]. espace.inrs.ca/467/

Wang, Y. et Witten, I.H. 1997. Induction of model trees for predicting continuous classes, In M. van Someren and G. Widmer, editors, *Proceedings of the poster papers of the European Conference on Machine Learning*, University of Economics, Faculty of Informatics and Statistics. pp. 128–137.

Wall, G.R., Nystrom, E. A. et Litten S. 2008. Use of an ADCP to Compute Suspended-Sediment Discharge in the Tidal Hudson River, New York. *Scientific Investigations Report 2006-5055*

Walling, D.E., 1977. Limitations of the rating curve technique for estimating suspended sediment loads, with particular reference to British rivers. *Erosion and solid matter transport in inland waters*. IAHS publication, Wallingford, 122, 34–48 (proceedings of the Paris symposium, July 1977)

Walling, D. E. et Webb, B. W. 1992. "Water quality: I. Physical characteristics". In *The rivers handbook: Hydrological and ecological principles*, Edited by: Calow, P. and Petts, G. E. 48–72. Oxford, UK: Blackwell Scientific.

Wood, P. J. et P. D. Armitage. 1997. Biological effects of fine sediment in the lotic environment. *Environmental Management* 21: 203-217. DOI: 10.1007/s002679900019

Xing Z, Chow L, Rees H.W., Meng F, Monteith J et Stevens L. 2011. A comparison of effects of one-pass and conventional potato hilling on water runoff and soil erosion

under simulated rainfall. Canadian Journal of Soil Science. 91: 279-290. DOI:
10.4141/CJSS1009



2 ARTICLE :ESTIMATION OF SUSPENDED SEDIMENT CONCENTRATION IN THE LOWER REACH OF THE SAINT JOHN RIVER USING SEDIMENT RATING CURVES AND A MACHINE LEARNING APPROACH

Sébastien Ouellet-Proulx, M.Sc. candidate, Canadian Rivers Institute, INRS-ETE, 490 De la Couronne St. Quebec City, Qc, G1K 9A9, Canada, sebastien.ouellet-proulx@ete.inrs.ca, (581) 983-3386

André St-Hilaire, Canadian Rivers Institute and INRS-ETE, 490 De la Couronne St. Quebec City, Qc, G1K 9A9, Canada.

Simon C. Courtenay, Department of Environment and Resources Studies, University of Waterloo, 200 University Avenue West, Waterloo On N2L 3G1 Canada

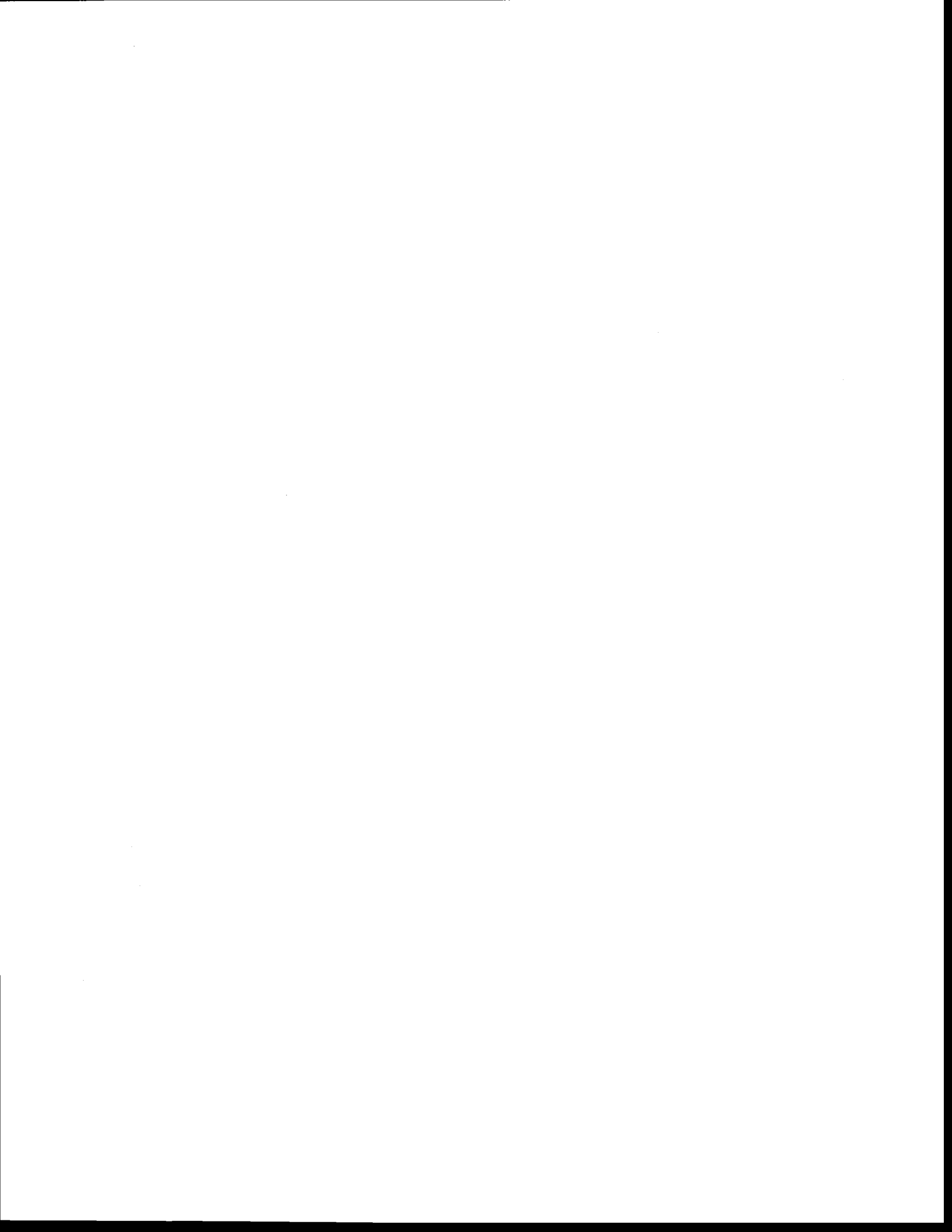
Katy A. Haralampides, Department of Civil Engineering, University of New Brunswick, Department of Civil Engineering, 17 Dineen Drive, P.O. Box 4400, Fredericton, NB, E3B 5A3, Canada

Publié :

Ouellet-Proulx, S., St-Hilaire, A., Courtenay, S. C., & Haralampides, K. A. (2016). Estimation of suspended sediment concentration in the Saint John River using rating curves and a machine learning approach. *Hydrological Sciences Journal*, 61(10), 1847-1860.

DOI : 10.1080/02626667.2015.1051982

To be submitted to *Hydrological Sciences Journal*



2.1 Résumé

La sédimentation dans les cours d'eau navigables et les installations portuaires constitue une problématique notable pour plusieurs gestionnaires. Tel est le cas pour l'Autorité portuaire de Saint-Jean qui, chaque année, doit draguer des sédiments du port pour maintenir un chenal suffisamment profond pour la navigation de grands navires commerciaux. Toutefois, le volume de sédiments à retirer du lit varie considérablement d'une année à l'autre. L'une des sources potentielles de cette variabilité est la charge en sédiments en suspension provenant du fleuve Saint-Jean, lequel termine sa course dans le port. Le principal objectif de cette étude est d'utiliser les variables hydrométéorologiques couramment mesurées pour tenter d'estimer la concentration en sédiment en suspension (CSS) en amont des eaux de marée à un pas de temps horaire dans le but ultime d'estimer une charge horaire. Des corrélogrammes ont été construits pour vérifier s'il existe un décalage dans la relation entre les CSS et les variables hydrométéorologiques. Une forte corrélation a été observée entre les CSS et les conditions hydrologiques qui surviennent 10 jours avant le début de l'événement de transport ainsi qu'entre les CSS et la pluie antécédente cumulée sur 408 heures. Pour l'estimation des CCS, deux types de méthodes ont été utilisées : une courbe de tarage débit-sédiment (SRC) et l'algorithme M5' (M5'), un arbre de régressions utilisant diverses combinaisons de prédicteurs. Les meilleurs résultats ont été obtenus grâce au modèle M5' à quatre prédicteurs avec $R^2 = 0,72$ en calibration et $R^2 = 0,46$ en validation. Lorsque les CSS ont été multipliées par les débits observés, la charge totale a été sous-estimée par 1,41 % en calibration et surestimée

de 2,38 % en validation. De façon générale, l'utilisation du modèle M5' est suggérée pour l'estimation des CSS dans le FSJ en raison de la constance de ses performances et sa facilité d'utilisation.

2.2 Abstract

Sedimentation in navigable waterways and harbours is of concern for a number of water and port managers. One such institution, the Saint John Port Authority (SJPA) in Canada, has to dredge sediments in the Saint John harbour for navigation. The amount of sediment removed from the harbour varies from year to year. One potential source of variability is the annual sediment load of the Saint John River that empties in the harbour. Our main objective was to use some of the regularly monitored hydro-meteorological variables to estimate hourly suspended sediment concentration (SSC) close to head-of-tide with the ultimate goal of estimating loads. Correlograms were built to assess the relation between SSC and hydro-meteorological variables with different lags. A strong relation was found between hydrological conditions ten days prior to the onset of events that mobilized sediments and SSC during the event. Two methods were used to estimate SSC: sediment rating curve (SRC) and M5' model tree (M5'). Best results were obtained using M5' with four predictors, returning an R^2 of 0.72 on calibration data and an R^2 of 0.46 on validation data. When SSC was multiplied by discharge, total load was underestimated by 1.41% on calibration data and overestimated by 2.38% on validation data. Overall, the model tree approach is suggested for its relative ease of implementation and constant performance.

2.3 Introduction

Accurate sediment transport modelling is an important tool in many aspects of water resources management such as water quality, fish habitat, dam design and operations, and many others. High concentrations in suspended sediment are well known to have major consequences on river ecology such as the obstruction of light penetration, which is essential for primary production or the silting of the substrate, potentially altering the quality of salmonid spawning habitat and even prevent fry emergence (Wood and Armitage, 1997).

Representing the majority of the total amount of sediment transported downstream and being easier to monitor than other components (Meade et al., 1990), suspended sediment is commonly used to estimate sediment loads within a stream (Knighton, 1998). To remain suspended in the water column, the upward velocity component of the current, induced by turbulence, needs to be greater than the fall velocity of the particle. The fall velocity of a particle in water is essentially a function of its density and size. The finer fraction of the sediment transported in the water column is referred to as wash material. Wash material is commonly associated with sediment smaller than 63 microns (clay and silt) that are carried by the flow over long distances (Asselman, 2000; Church, 2006). The other component of suspended sediment is bed material and represents the coarser fraction of the material that can be transported in suspension in the water column.

Part of the bed material is transported downstream through bed load processes such as rolling, sliding and saltation. The re-suspension of the bed material depends on

hydraulic properties of the river for a given flow and sediment morphology. Bed load and dissolved solids are not accounted for in most analyses and will not be quantified in the present study. Because both wash material and bed material were measured simultaneously through turbidity measurements, we could not separate the two components. We therefore use the term suspended sediment, which include all solid material transported in suspension in the water column.

The factors controlling the amount of suspended sediment yield in a system can be divided in three categories (Onderka et al, 2012): hydrological, meteorological and physiographic. While hydrological (e.g. discharge, amplitude and timing) and meteorological (e.g. rain, snowmelt, and wind) variables are widely available and easy to analyse, some physiographic factors such as land use and soil properties are harder to include in a predictive short-term model. Because of the spatial resolution of the existing datasets and because land use changes are not always updated rapidly in these datasets, physiographic predictors are discarded from many instream sediment analyses. Although processes linked to suspended sediment transportation have been studied for years, the contribution of these processes in the interest of predicting suspended sediment concentrations (SSC) over a short time period (sub-daily) remains poorly understood.

Several statistical methods have been developed to estimate suspended sediment concentrations, ranging from basics sediment rating curves (SRC) to more complex models such as support vector regressions (Gao, 2008; Kisi, 2012). While SRC were proven to be effective to estimate SSC based on daily discharge measurements in some systems (Asselman, 2000; Horowitz, 2003), the complexity of the sediment

dynamics sometimes requires more sophisticated approaches to explain most of the variability in SSC (Gao, 2008). Machine learning approaches such as Artificial Neural Network (ANN), support vector regression, regression tree and model tree are increasingly used in suspended sediment prediction (Bhattacharya and Solomatine, 2006; Shiri and Kisi, 2012) and can offer a good alternative to classic approaches like linear or deterministic models. ANN's are now common in hydrology studies (e.g. stage-discharge rating curves, flow forecasting, etc.) and are gaining popularity in sediment prediction (Cigizoglu, 2004; Kisi et al. 2008). Another method, called model trees is marginally used in sediment modelling but appears to yield results comparable to those obtained from ANN, while being less complex to use. In its final form, a MT is a set of simple linear equations, which are easier to analyse than the results from an ANN (Bhattacharya et al., 2007; Mount and Abrahart, 2012). The main advantage of using data driven models for suspended sediment transport modeling is their ability to deal with more complex dynamics than the simpler linear models.

One major concern related to suspended sediment loads is the subsequent downstream deposition in ports, which may impede navigation of large commercial vessels (Bhattacharya and Solomatine, 2006; Higgins et al., 2011). The Saint John Port Authority (SJPA) dredges sediments in the Saint John harbour (New Brunswick, Canada) every year to maintain a navigable channel. Although dredging is conducted annually, the amount of sediment removed from the harbour bed varies considerably from year to year. For example, in 1998, 52,791 m³ of sediment were removed from the harbour compared to 375,790 m³ in 2006 which is more than seven times the amount dredged in 1998 (SJPA, Personal Communication). The large variability in fine material

deposition in the Saint John harbour leads to high uncertainty in the annual budget that should be allowed for dredging. One potential source of variability is the annual sediment load coming from the watershed through the Saint John River (SJR). Local resuspension in the estuary, caused by high tides in the Bay of Fundy, has also been targeted as a potential source of sediment. The present study only focuses on the particles transported by the River.

Studies on suspended sediment mobilisation in the SJR have been very sparse. Beltaos and Burrell (2000) measured SSC during ice breakup in the upper Saint John. Previous work on the SJR watershed has been completed by Higgins et al. (2011) who used an ANN model to simulate historical daily sediment loads in the Kennebecasis River, a tributary of the SJR. The results of this study showed that their model had a good ability to estimate daily loads from mean air temperature, one day lagged discharge, two days lagged discharge and day of the year, but the attempt to model hourly SSC returned poor results (Higgins, 2010). Considering the lack of information on this topic in the SJR, the present paper focuses on estimating hourly SSC in the SJR with the ultimate goal of calculating a total load for given period of time.

A basic regression method, the SRC and a more complex algorithm, the M5' model tree, were both adjusted on our dataset to test their ability to estimate hourly SSC in the SJR and ultimately to calculate loads. For similar results, SRC should be favoured because of its ease of use. On the other hand, a better performance of M5' would justify its application over the SRC.

The objectives of the present paper are to:

- 1) Investigate if some of the regularly monitored hydro-meteorological variables may be good predictors of the suspended sediment concentrations in the SJR;
- 2) Compare SRC and the M5' algorithm to estimate hourly SCC based on the variables selected from objective 1;
- 3) Suggest a model to estimate suspended sediment using commonly monitored variables to make up for the lack of a suspended sediment monitoring program in the SJR.

2.4 Methodology

2.4.1 Study Area

The SJR watershed, from its head waters in the State of Maine to its estuary in the Bay of Fundy, drains an area of roughly 55,000 km². Mean discharge is approximately 1,100 m³/s (Cunjak and Newbury, 2005). Mean current velocity recorded during summer 2011 and 2012 was 0.32 m/s with maximum velocity of 0.7 m/s and minimum velocity of 0.08 m/s. Number of facts, including extreme flood tides during low flows may explain the very low velocities. Average annual precipitation in Fredericton (Environment Canada Station # 8101500) is about 1078 mm (1981-2010), 23% of which falls as snow. Three dams alter the natural flow of the SJR (Mactaquac, Beechwood and Grand Falls) and two other dams are constructed on two major tributaries in the upper (northern) part of the basin: the Tobique and the Aroostook rivers. The SJR watershed is covered by forest (83%), agriculture (6%) and urban areas (2%). The region between Little River and Aroostook River along the main stem (350 km from the mouth of the river) is known

to be an important source of sediment in the SJR watershed (Kidd et al., 2011) due to a high concentration of potato farming.

2.4.2 Monitoring and Sites

The use of turbidity as a surrogate for SSC is now widely accepted in suspended sediment analysis (Davies-Colley and Smith, 2001; Lewis, 1996; Schoellhamer & Wright, 2003). An autonomous probe (YSI OMS600) equipped with a turbidity sensor (YSI 6136) was installed in the lower part of the SJR near Maugerville, NB (Figure 2.1). The instruments were attached to a buoy at one end and to a heavy anchor structure on the river bed and positioned 4 m from the bottom. Mean total depth during the monitoring period was 5.2 m. This installation was moored close to the channel during summers 2011 (June 30th to November 18th) and 2012 (May 4th to August 21th). A tipping bucket rain gauge (Onset) was also installed in an open field close to the site. The drainage area at the monitoring site is about 42,668 km² (Higgins, 2010).

2.4.3 Calibration of Turbidity meters

Because of many factors driving light scattering in a natural environment such as particle size, color or shape, turbidity should not be used without a good knowledge of its relation with SSC at the monitoring site (Lewis, 1996). Therefore, a calibration curve was built to relate each turbidity value to SSC (Figure 2.2). Water samples were collected along a cross-section of the River on July 18th 2012 using a 500 ml integrated water sampler during summer 2012. Six sampling sites, evenly spaced along the river's cross-section, have been established. Two integrated water samples were collected at each site, then transferred into 500 ml bottles and stored at 4°C for two days before

they were filtered. Filtration followed the protocol described by Edwards and Glysson (1999). Since we did not have access to an automatic water sampler and we have not been able to sample any major transport event by manual sampling, only low turbidity values could be related to SSC. Therefore, an alternative calibration method has been developed based on the work of Pavey et al. (2007). Three grab sediment samples were collected from the riverbed close to the turbidity meter and analysed in a particle analyser (Malvern). Average D_{50} value of the particle size distribution of the bottom sediment samples was $8.99 \mu\text{m}$ while D_{90} was $53.33 \mu\text{m}$. Thus, over 90 % of the bottom sediment sampled in Maugerville were smaller than $63 \mu\text{m}$. This is consistent with D_{90} suggested by Walling and Moorehead (1989) for a similar watershed. Another river bed sample was subsequently taken at the same location and sieved using a $62 \mu\text{m}$ mesh size to save the finer fraction. The sample was brought to the lab and the sediments were separated from the water using a centrifuge. Water was then transferred into a 1000 ml graduated cylinder and turbidity was measured using the YSI sensor. The turbidity value was recorded and a first sample from the graduated cylinder was saved. Gradually, sediments were added to the water solution to increase turbidity. The turbidity level was recorded for each sample that was then saved for subsequent filtering. It was difficult to concentrate a sufficient quantity of sediments in the laboratory to reach peak field turbidity values. Hence, the calibration interval was 0 NTU to 830 NTU while monitored turbidity ranged from 1 NTU to 1,170 NTU. However, values greater than 830 NTU represent only 0.9% of the field measurements and they are the only values estimated by extrapolation of the calibration curve (Figure 2.2).

2.4.4 Data

The candidate predictors to the SSC models were first selected based on their relevance to SSC from the literature (Robert, 2003; Higgins et al., 2011; Onderka et al., 2012) and their availability. Therefore, rainfall was measured every 15 minutes, water levels were obtained from the Hydrological Survey of Canada while hourly wind speed was obtained from the nearest Environment Canada meteorological station (station # 8101500; Figure 2.1). In addition, the dependant variable, i.e. SSC, was measured every 15 minutes. Hourly maxima, minima and means were then calculated. The discharge used in the analysis is the sum of the discharge measured at the Mactaquac dam and discharge measured by Environment Canada in the Nashwaak River (station # 01AL002; Figure 2.1). An area ratio was used to transfer the flow downstream, thereby accounting for the location of the monitoring station in the Nashwaak watershed. Hourly discharge was multiplied by hourly SSC to calculate hourly observed load.

2.4.5 Correlation Analysis for the selection of predictors

From the original variables, six other variates have been calculated in an attempt to account for the fact that hydro-meteorological phenomena that may lead to high SSC may be time lagged with high SSC. The timing of SSC response to a precipitation event depends on many controlling factors such as vegetation cover, slope of the basin, soil type, etc. In order to choose the time lag of the input variables, correlograms were built to assess lagged correlation between SSC and rain, and SSC and water level (Figure 2.3). Pearson correlation coefficient was used to find the strongest correlation between SSC and lagged water level (WL) ranging from 1 hour to 600 hours. The

highest correlation, i.e. $r = 0.37$ was found between lagged water level and SSC for a time lag of 240 hours (ten days). Water level was better correlated with SSC than discharge and was therefore used in the choice of an appropriate lag.

For precipitations, correlograms were built for cumulative rain starting at $t = 0$ and summing rainfall over preceding days until $t = 600$ hours prior (Figure 2.3). This was done in order to correlate SSC with its corresponding rain event instead of hourly rain intensity. Again, Pearson correlation coefficients were calculated. Highest correlation ($r = 0.24$; Figure 2.3) was found for rain cumulated over 459 hours preceding SSC, but r values remained around 0.21 for lags between 400 hours and 500 hours. A time period of 408 hours (17 days) has been chosen for cumulative rain because it corresponds to the beginning of the plateau of the correlogram. The correlograms also show an increase of the correlation coefficient for rain cumulated over one day ($r = 0.09$; Figure 2.3). We therefore included rain accumulated over 24 hours preceding the SSC measurement. The preselected potential explanatory variables are listed in Table 2.1.

Correlation analyses were performed for hourly data to select the models inputs from the preselected candidate variables. Both Pearson and Spearman correlations were run on preselected variables (Table 2.1). The Pearson correlation was used to test for linear relation while Spearman correlation was included to evaluate if a nonlinear relation was observed. When a significant correlation between the variable and SSC was found (p -value ≤ 0.01), either from the Pearson or Spearman correlation analysis, the variable was kept as a potential predictor for M5'.

Discharge, water level and velocity have been smoothed using a moving average of nine hours to remove the part of their fluctuation induced by the management of the

Mactaquac dam. Although the Mactaquac dam is a run-of-the-river type of dam, there is some control on the amount of water that goes through the dam at a given time and some daily hydropeaking occurs (NB Power, personal communication). The variation of discharge and water level that is not associated with the variability in meteorological conditions should not be included in the analysis.

2.4.6 Sediment rating curve

Rating curves have been widely used in sediment modeling and thoroughly discussed in the sediment literature since 1970. The method can be simply described as a non-linear empirical relation between discharge and suspended sediment concentration or load at a given site (Walling, 1977). Although many different versions of the SRC have been developed, SRC is generally represented by a power function to which a constant can be added adjusted on discharge and SSC:

$$SSC = aQ^b + c \quad [1]$$

where Q represents discharge and a , b and c are parameters to be adjusted. See Asselman (2000) for more information on sediment rating curves.

2.4.7 M5' Model Tree

A M5' was built using the M5prime toolbox developed by Jekabsons (2003) based of the work of Wang and Witten (1997), and Quinlan (1992). A M5' is a combination of a binary classification with multivariate linear models as the leaves (Wang and Witten,

1997). First, a decision tree is built using a splitting criterion in order to classify the data into subsets by maximising the variance between the subsets. To achieve this goal, when the training data reach a node, standard deviation is calculated for that particular set and every splitting possibility is assessed for every attribute in order to maximize the standard deviation reduction at the node. This step is performed by computing an expected error reduction (SDR) as described by Quinlan (1992):

$$SDR = sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) \quad [2]$$

where T is the set of data that reaches the node and T_i are the data resulting from the splitting. Splitting will continue until SDR reaches a predetermined threshold, usually 5%, or if a minimum number of data at a node is reached. Once the splitting is done, the linear regressions are simplified by testing if removing an attribute reduces the estimated error at the node. If it does, the attribute is removed from the regression (Quinlan, 1992). When the model is finished simplifying, the complex tree needs to be pruned by replacing certain nodes by leaves, starting at the leaves and working its way to the roots. It has also been demonstrated that adding a smoothing process improves the prediction accuracy of the model tree (Frank et al., 1997), especially when trained on small samples (Quinlan, 1992). This final step adjusts the regression at the leaves by taking into account the predicted value at the previous node. For more details on model tree algorithms, see Witten and Frank (2005) and Quinlan (1992).

Two parameters were adjusted in order to optimize the adjustment of the M5' on the calibration data. The first is the minimum number of training data cases needed to form a node. That means that a single node cannot be used to estimate fewer cases than the value attributed by the user. The default values given to the M5primelab toolbox is four. The second parameter is a smoothing coefficient that controls the magnitude of the smoothing process. The value usually attributed to that parameter is around 15 (Witten and Frank, 2005). If the smoothing coefficient is large, the model will act like one node while if it is zero, no smoothing will be performed.

Both statistical models were tested using a split sample technique. The first 75% of the data were used for the calibration and the last 25% were used for the validation. M5' has been tested on all possible combinations of predictors. For every combination, the performance indicators were calculated for both the calibration and the validation dataset.

2.4.8 Model performance indicators

Models were compared using three performance indicators: coefficient of determination (R^2 ; equation 3), relative bias (RB; equation 4) and relative root mean square error (RRMSE; equation 5).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \bar{y}_i)^2}{\sum(\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2} \quad [5]$$

$$RB = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_{imax} - y_{imin}} \right) \quad [6]$$

$$RRMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_{imax} - y_{imin}} \right)^2} \quad [7]$$

2.5 Results

During the monitoring period, mean SSC was 54.34 mg/L with a peak of 1,650 mg/L while mean discharge was 697 m³/s with a peak of 2,950 m³/s. Mean monitored water level during summer 2011 and 2012 was 5.2 m. Nearly half of the total load (48.5%) was transported between hour 876 and hour 1,535 (August 23rd 2011 and September 19th 2011). During that period, highest water level rise over the course of a week (WL240-408) was 1.04 m and mean discharge was 1,495 m³/s. Highest water level (6.7 m) related to a major SSC event was recorded 240 hours before the event representing the greatest water level rise during the monitoring period (2.4 m over 7 days).

2.5.1 Variable selection

Among the 11 variables preselected as potential predictors (Table 2.1), two of them did not meet the selection criterion (p-value > 0.01; *rain* and *wind speed*) and needed to be removed from the input matrix, leaving 9 potential explanatory variables for subsequent

modelling (Table 2.2). Pearson correlation coefficients showed a good relation between SSC and *WL240-408* ($r = 0.46$), *WL240* ($r = 0.37$) and *Rain408* (0.2) while Spearman coefficients indicated strong correlations between SSC and *Velocity* ($\rho = 0.6$), *WL* ($\rho = 0.71$), *WL24* ($\rho = 0.71$) and *WL240* ($\rho = 0.53$).

All 511 possible combinations of the 9 potential predictors obtained from the correlation analysis were provided as inputs to the M5' algorithm and model performance in each case were assessed using the three performance indicators. Two types of SRC were also calibrated. SRC – Q: the most common model using discharge as a predictor and SRC – WL240-408: a rating curve that used the difference between water level recorded 240 hours and 408 hours prior to SSC (WL240-408) as the independent variable.

2.5.2 Model performances

SRC

We were unable to successfully adjust an SRC using discharge as a predictor of SSC. SRC – Q adjusted to our calibration dataset returned null R^2 and consequently the model made a poor estimate of the SSC for the validation dataset (Figure 2.5 - A). SRC – WL240-408 (i.e. using WL240-408 as the predictor) returned a null R^2 on the calibration dataset but, surprisingly, it was able to explain 55% of the variance of the validation dataset (i.e. $R^2 = 0.55$; Figure 2.5 - A). Despite the low R^2 , SRC - WL240-408 returned RRMSE of 0.08 on calibration data and 0.10 on validation data. Figure 2.5 shows that SRC – WL240-408 was able to predict three of the four major transportation

event, which could not be done by SRC – Q, although both rating curves systematically underestimate SSC.

M5'

The M5' returned its best results when the minimum number of cases per branch was raised to 12 and the smoothing coefficient was lowered to 5. These values are coherent with the analysis of Witten and Frank (1997) that suggests that the minimum number of cases would need to « be increased for tasks that have a lot of noisy data », as in the present study (Figure 2.4). As for the smoothing coefficient, Witten and Frank (1997) stated that the smoothing process is more useful for models fitted on a small number of samples to prevent abrupt shifts in the estimated data. Thus, the relatively large dataset ($n = 5,566$) of the present study may explain the better results associated with a lower smoothing coefficient.

In contrast with SRC – WL240-408, M5' gave better results when tested on calibration data than when it was tested on validation data with the exception of the M5' – 1 pred. The results showed systematic overfitting when more than seven predictors were provided to M5' as indicated by the high R^2 obtained during calibration, but poor results on the validation dataset ($R^2 = 0$; Table 2.3). When M5' was provided with four to seven predictors, models with similar performance were built, returning $R^2 = 0.72$ on calibration data for all four models and R^2 ranging from 0.45 (M5' – 7 pred.) to 0.47 (M5' – 5 pred.; Table 2.3) for the validation period. When the M5' model was limited to using two and three predictors, both M5' – 2 pred. and M5' – 3 pred. explained a third of the variance during validation ($R^2 = 0.36$). M5' – 3 pred. yielded better calibration results

($R^2 = 0.74$) than M5' – 2 pred. ($R^2 = 0.48$). Three selected M5' models are presented graphically on Figure 2.5. It shows that M5' – 1 pred. and M5' – 3 pred. are better than M5' – 4 pred. at estimating the peak of the high SSC event during the validation period. On the other hand, M5' – 4 pred. estimated more precisely the duration of that event. We can also observe that estimated SSC become less noisy when more predictors are provided to the algorithm.

Comparison of models

No model was able to adequately predict peak SSC values. Best estimation of high values (i.e. $SSC > 900$ mg/L) was given by M5' – 1 pred. and M5' – 3 pred. on validation data while it was better achieved by M5' – 3 pred. and M5' – 4 pred. during the calibration period (Figure 2.5 – B-D). All M5' models were better than the two SRC for simulating abrupt shifts from high to low SSC, especially on calibration data (Figure 2.5). Similar RRMSE were observed for all three M5' models on calibration ($RRMSE \leq 0.06$) and validation data ($RRMSE \leq 0.12$) while it was higher for SRC – Q and SRC – WL240-408 on both calibration ($RRMSE_{SRC - Q} = 0.63$; $RRMSE_{SRC - WL240-408} = 0.08$) and validation data ($RRMSE_{SRC - Q} = 0.15$; $RRMSE_{SRC - WL240-408} = 0.1$). All models showed a relative bias under 5% except for SRC – Q that returned a relative bias of 51% on calibration data.

Loads

Once estimated with the five models, SSC have been multiplied by mean hourly discharge to estimate loads, and summed for both the calibration and the validation period. The same has been done with observed SSC. The results are shown in Table 2.4. Surprisingly, the best total estimated loads for the calibration period was obtained using SRC - Q (0.01% above observed loads). M5' - 4 pred. also showed very small bias for the calibration period (1.41% underestimation). For the validation period, the best estimation of the total loads was obtained using M5' - 1 pred. (1.63% overestimation of observed loads) followed by M5' - 4 pred., overestimating loads by 2.38%. Although SRC - Q returns a good estimate of the total load for the calibration period, Figure 2.6 clearly demonstrates that this good estimate is the result of the underestimation of some cumulated loads values offset by the overestimation of some other values. On Figure 2.6, we can see that hourly load estimation was better achieved by M5' - 4 pred. compared to those estimated by SRC - Q. Figure 2.7 also shows that SRC - Q fails to stay close to the 1:1 line for the whole period. M5' - 3 pred. and M5' 4 pred. both stayed fairly close to the 1:1 line for the calibration period. During the validation period, this was better achieved by M5' - 4 pred. and M5' - 1 pred.

2.6 Discussion

A strong correlation was observed between predicted SSC and water level conditions ten days before SSC measurements and rainfall amounts accumulated over 408 hours (Table 2.2). One possible explanation for the ten day lag could be the slow response of the large catchment to a rain event. The concentration of suspended sediment typically

depends on two parameters: the competence of the stream (the ability of a stream flow to mobilize sediment of a given size; Church 2006) and the sediment supply. In most rivers, SSC are not controlled by the competence of the stream, but mostly by the limited supply in sediment (Robert, 2003; Ritter et al., 2006). This observation is one reason for the large scatter associated with SRC, and might explain why such curves occasionally fail to adequately predict SSC, as in the present study (Gao, 2008). That means that the lag between the hydrograph and the SSC peak is due to the traveling time between the sediment supply and the monitoring site. The region going from Little River to Aroostook River along the SJR (220 km upstream from the monitoring site) is known to be an important source of sediment of the SJR watershed due to intensive potato farming (Kidd et al., 2011). Xing et al. (2008) have reported “soil losses ranging from 22 to 53 t/ha/yr” for the northern New Brunswick region, located along the SJR. A portion of that region, known as the potato belt, has been studied by Environment Canada and Agri-Food Canada to assess the impact of agriculture on water quality and aquatic communities (Benoy et al, 2012). The total area of the sub-basin is 254.9 km², with 41.2% of cultivated land. If we apply the soil loss rate reported by Xing et al. (2008) to that sub-basin, it would represent a total soil loss of 231 041 to 556 600 t/yr for approximately 0.5% of the whole SJR’s watershed only. The portion of that lost soil that reaches the River is unknown but the important sediment yield suggests a strong influence of soil erosion associated with potato farming on SSC measured downstream in the SJR. Hence, considering that the potential sediment source is located more than 200 km upstream of the monitoring site, the ten-day time lag ($r_{WL240} = 0.37$) most likely represents the time it takes for a particle to be eroded at its source, be carried through the watershed to the river and finally reach the monitoring site.

For some streams, a counter-clockwise hysteresis loop can be observed “when sediment originates from a distant source or when the valley slopes form the most important sediment source” (Asselman, 1999). Following the hypothesis that the above mentioned agricultural region is the main source of sediment, the origin of the particles would be both distant and from the valley slope. Figure 2.8 shows that the hysteresis loop of the two main sediment transport events measured during our monitoring period showed counter-clockwise patterns. In both cases, water level (X axis) rises before SSC (Y axis) increases thereby causing the SSC peak to happen in the falling limb of the hydrograph. Such observations have been reported in the past by many authors including Klein (1984), Baca (2008), and Smith and Dragovich (2009).

Other causes such as bank collapse after high discharge have been known to produce counter-clockwise patterns in hysteresis loops (Marttila and Klove, 2010) but no literature on the topic was available for the SJR’s drainage basin at the time of the present study. Given that peak current velocity during summers 2011 and 2012 was 0.7 m/s, and almost certainly faster during spring, it would take less than four days for a suspended particle to be transported from the agricultural area to our monitoring site. The flow of the SJR is altered by the presence of three dams between the sediment source and our site. Although they are all run-of-the-river type of dams, their presence may be one possible explanation of the longer than expected lag between a rain event and the transportation of suspended sediment in Maugerville due to slower water velocity above the dams. Therefore, the lagged water level is likely more of a proxy to account for the mobilisation that happens higher in the watershed during a rain event than an indicator that the River has attained a certain competence. Lagged SSC

ranging from 3 to 5 days have been reported for North American watersheds by Trambly et al. (2008). The analysis has been performed on 140 natural drainage basins and only 6 of them were of similar size or larger than the SJR's basin. Considering the important drainage area of the SJR basin at Maugerville (42668 km²) and a probable sediment source located 220 km upstream from the monitoring site, a ten-day lag time separating peak water level and peak SSC is possible.

When SRC – WL240-408 was used, it explained 38% of the variance of the validation dataset while R² calculated on the calibration dataset was 0. This may be caused by the good correlation between WL240-408 and SSC for the validation dataset ($r = 0.69$), which only includes one important SSC transportation event, with most of the remaining values < 50 mg/L during that period. This can be demonstrated by switching the calibration and validation periods, thereby putting the transportation event of the former validation data into the calibration dataset. When this is done, the model becomes unable to accurately estimate SSC for the validation period ($R^2 = 0$; RRMSE = 0.09). Therefore, we can assume the model solely constructed with the one predictor WL240-408 is entirely dependent on the one transportation event and lacks the robustness required to be useful. It would then be risky to recommend the use of such regression model on the SJR. One potential cause of the poor results obtained with SRC – Q is the presence of dams located between the sediment supply and the monitoring site. Given the strong correlation between the hydrological conditions ten days prior to a transport event and SSC and the inability of the SRC to predict SSC, the use of more complex models was thereby unavoidable.

The poor estimation of peak SSC is a major limitation of this study. When tested on both calibration data and validation data, all models underestimated $SSC > 900$ mg/L resulting in a large scatter between observed and estimated values at the high end of the SSC range. The inability of all the models to estimate peak SSC may be related to the occurrence of different processes that are not well explained by predictors included in our analysis. We hypothesized that the importance of the hydro-meteorological conditions measured ten days prior to SSC measurements could be related to erosion happening upstream of the monitoring station, in the watershed. Therefore, those predictors would most likely explain the variance associated with wash material, known to mostly depend on meteorological parameters. Moreover, since wash material is known to remain suspended in the water column over long distances, they would marginally be impacted by the three run-of-the-river dams found on the SJR. On the other hand, bed material, intermittently transported as suspended sediment, strongly depends on the hydraulic parameters of a stream or river. The presence of dams on the SJR modifies its hydraulic regime and by extension its sediment transport regime.

Although peak SSC could not be properly estimated, total loads for both the calibration and the validation period were estimated within a 5% error when $M5' - 4$ pred. was used (Table 2.4). One explanation for the relatively good accuracy of this estimation resides in the usual problem of using observed discharge to calculate both estimated loads and observed loads, which eliminated a source of variation for load estimations. Also, because the high SSC events were not synchronized with the high discharge event, the relatively poorly estimated high SSC values are often multiplied by relatively low discharge values, resulting in lower error of the estimated loads than if they were

synchronized. For example, the error associated with SSC measured at hour 4572 is -894.5 mg/L. When multiplied by an observed discharge of 179.9 m³/s, the error on the load estimation is -579.41 tonnes. If the same SSC measurement had been synchronized with peak discharge of 3911m³/s, the error would have been of -12574 tonnes. Another reason is that all the models, with the exception of SRC - Q tend to smooth SSC within a single event (Figure 2.7). High SSC values are thus underestimated, while low SSC values are overestimated. That smoothing is clearly visible when the models are applied on the validation dataset.

In spite of the models' limitations, the accuracy of the load estimates is strongly dependent on the quality of the previous modelling of SSC. To demonstrate that, constant SSC values, i.e. mode, mean and median of SSC distribution for each event, were multiplied by hourly discharge to calculate loads. When mode and median were used, loads were largely underestimated while it was overestimated when the mean was used. Hence, the variability explained by the SSC model is essential to make a thorough estimation of a total load in the SJR.

Load estimations may be subjected to significant error, even when calculated from measurements rather than simulated SSC because they were calculated from SSC indirectly measured from turbidity monitored at only one location of the river. These measurements are considered representative of the entire lateral transect. This broad generalisation of SSC estimation could be a source of error and deserves further investigations. A field effort was made to assess the lateral variability by taking samples across the river, but only low SSC values could be sampled. Lateral variability is more likely to be an important source of error during high SSC events. Also, large amounts of

sediment are known to be carried downstream during ice breakups and spring freshets (Beltaos and Burrell, 2000). The absence of data during that period of the year in the present study limits the applicability of the models to calculated annual loads in the SJR. Hence, with recognition of their limits, the models used in the present study may well be suited to provide a sound estimate of the amount of sediment delivered to the harbour by the river during the summer and fall seasons and contribute to the estimate of sediment to be dredged annually.

2.7 Conclusion

The building of correlograms demonstrated the importance of the relation between SSC and lagged water levels, and cumulated rain. The calibration of M5' confirmed this relationship through the selection the predictor *WL240*. Water level rise expressed through the predictor *WL240-408* was also proven to be valuable to estimate SSC in the SJR.

All models would benefit from longer time series to increase the number of high SSC transportation events and confirm the relationship found between hydro-meteorological data and suspended sediment in the SJR basin. They would also profit from the addition of meteorological stations at various locations across the watershed.

Although certain limitations constrained the scope of this study, model tree was proven to be valuable tools for the estimation of suspended loads in a large River such as the SJR. For an operational use of SSC estimation, the usage of M5' would be clearly advantageous because 1) it yielded superior results compared to the SRC on both SCC and loads, 2) the model can be applied without advanced statistical knowledge and 3) it

can be easily modified by the user if additional knowledge about the relationship between SSC and newly acquired predictors. Even if M5' was clearly beneficial over the use of SRC in this analysis, more data should be added to test the model on a larger number of high SSC events and improve its prediction ability for these events.

Most studies use daily or monthly time steps to model suspended sediment (Asselman, 2000, Cigizoglu, 2004, St-Hilaire et al., 2006; Kisi et al., 2008). Our study is thereby one of the few in North America attempting at modeling hourly SSC and loads. Given the good results obtained for the estimation of hourly SSC and total loads transported over the monitoring period, the application of statistical models to predict the amount of sediment carried by the SJR to the Saint John Harbour provides interesting perspectives. Additional work would be required to confirm the appropriateness of the predictors and ability of the models to predict SSC over a longer monitoring period, under various hydro-meteorological conditions. Future work should also focus on the influence of the dams on the suspended sediment dynamics in the SJR, including their influence on bed material processes. Further investigations would also be needed to find out what proportion of suspended sediments transported in Maugerville reaches the Saint John Harbour and what proportion is settling in a natural settling area such as Grand Bay before it reaches the estuary. The hydrology of the lower section of the SJR is rather complex because of the interaction of flow and tides and needs to be carefully examined to be able to completely understand its sediment dynamics.

2.8 Acknowledgment

The authors acknowledge the contribution of the St. John Port Authority, NSERC and the WATER CREATE program. The authors also wish to acknowledge people who helped with the data collection, especially Dennis Connor (Department of Civil Engineering, University of New Brunswick).

2.9 References

Asselman N. E. M., 1999. Suspended sediment dynamics in a large basin: the River Rhine. *Hydrological Processes*. 13: 1437-1450. DOI:10.1002/(SICI)1099-1085(199907)13:10<1437::AID-HYP821>3.0.CO;2-J

Asselman, N.E.M. 2000. Fitting and interpretation of sediment rating curves. *Journal of Hydrology* 234: 228 - 248.

Baca P. 2008. Hysteresis effect in suspended sediment concentration in the Rybárik basin, Slovakia, *Hydrological Sciences Journal*, 53:1, 224-235. DOI: 10.1623/hysj.53.1.224

Benoy G, Luiker E and Culp, J. 2012. Quantifying Watershed-Based Influences on the Gulf of Maine Ecosystem: The Saint John River Basin. *American Fisheries Society Symposium* 79:000–000

Beltaos S. and Burrell B. C. 2000. Suspended sediment concentrations in the Saint John River during ice breakup. In 2000 Annual Conference Abstracts - Canadian Society for Civil Engineering 75-82

Bhattacharya B. and Solomatine D. P. 2006. Special issue: Machine learning in sedimentation modelling, *Neural Networks* 19: 208-214. DOI: 10.1016/j.neunet.2006.01.007

Bhattacharya B., Price R.K., Solomatine D.P. 2007. A machine learning approach to modelling sediment transport, *ASCE J. of Hydraulic Engineering*, 133: 440-450. DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9429(2007)133:4(440)

Church, M. 2006. Bed Material Transport and the Morphology of Alluvial River Channels. *The Annual Review of Earth and Planetary Science*. 34:325 – 54. DOI: 10.1146/annurev.earth.33.092203.122721

Cigizoglu H.K. 2004. Estimation and forecasting of daily suspended sediment data by multi-layer perceptrons. *Advances in Water Resources*, 27: 185-195.

DOI: 10.1016/j.advwatres.2003.10.003

Cunjak R. and Newbury R. 2005. Atlantic Coast Rivers of Canada. In *Rivers of North America*. Editors: A Benke, and R Cushing. Elsevier. pp: 939-982.

Davies Colley R.J. and Smith D.G. 2001. Turbidity suspended sediment, and water clarity: A review. *Journal of the American Water Resources Association*, 37: 1085-1101. DOI: 10.1111/j.1752-1688.2001.tb03624.x

Edwards T.K. and Glysson G.D. 1999. Field Methods for Measurement of Fluvial Sediment: U.S. Geological Survey Techniques of Water-Resources Investigations, Book 3, Chapter C2, 89 p.

Frank E., Wang Y., Inglis S., Holmes G. & Witten I.H. 1997. Using model trees for classification. (Working paper 97/12). Hamilton, New Zealand: University of Waikato, Department of Computer Science. DOI: 10.1023/A:1007421302149

Gao, P. 2008. Understanding watershed suspended sediment transport. *Progress in Physical Geography*, 32(3):243-263. DOI: 10.1177/0309133308094849

Higgins H. 2010. Estimation des concentrations de sédiments en suspension dans le fleuve Saint Jean (Nouveau-Brunswick) et établissement de liens avec les données climatiques locales. (Master's thesis). Retrieved from: www1.ete.inrs.ca/pub/theses/T000564.pdf

Higgins H, St-Hilaire A, Courtenay S.C., and Haralampides K. 2011. Suspended sediment dynamics in a tributary of the Saint John River, New Brunswick. *Can. J. Civ. Eng.* 38: 221-232. DOI: 10.1139/L10-129

Horowitz A.J. 2003. An Evaluation of Rating Curves for Estimating Suspended Sediment Concentrations for Subsequent Flux Calculations. *Hydrological Processes*, 17, 3387 – 3409.

Jekabsons G. 2003. M5PrimeLab – M5' Regression Tree and Model Tree Toolbox for Matlab/Octave, Technical Report ver. 1.0.1, Faculty of Computer Science and Information. Technical University. 1631

Kidd S.D., Curry R.A., Kelly R. Munkittrick. 2011. State of the Saint John River. Canadian Rivers Institute. From:

http://www.unb.ca/research/institutes/cri/resources/pdfs/criday2011/cri_sjr_soefinal.pdf

Kisi O, Yuksel I and Dogan E. 2008. Modelling daily suspended sediment of rivers in Turkey using several data-driven techniques. *Hydrological Sciences*. 53: 1270-1295.

DOI: 10.1623/hysj.53.6.1270

Kisi O. 2012. Modeling discharge-suspended sediment relationship using least square support vector machine. *Journal of Hydrology*. 456-457: 110-120. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2012.06.019

Klein M. 1984. Anti-clockwise hysteresis in suspended sediment concentration during individual storms, *Catena*,11: 251-257.

Knighton A.D. 1998. *Fluvial forms and processes: a new perspective*. Arnold, London, U.K.

Lewis J. 1996. Turbidity-controlled suspended sediment sampling for runoff-event load estimation. *Water Resources Research*. 32: 2299-2310. DOI: 10.1029/96WR00991

Marttila, H andKlove, B. 2010. Dynamics of erosion and suspended sediment transport from drained peatland forestry. *Journal of Hydrology*. 388: 414-425. DOI:10.1016/j.jhydrol.2010.05.026

Meade, R. H., Yuzyk, T. R. and Day, T. J. 1990. Movement and storage of sediment in rivers of the United States and Canada, in Wolman, M. G. and Riggs, H. C. (Eds), *The Geology of North America, Surface Water Hydrology*, Geological Society of America, Boulder, Colorado,1: 255-280.

Mount N.J. and Abrahart R. 2012. Load or concentration, logged or unlogged? Addressing ten years of uncertainty in neural network suspended sediment prediction. *Hydrological Processes*. 25: 3144-3157. DOI: 10.1002/hyp.8033

Onderka M., Krein A., Wrede S., Martínez-Carreras N., Hoffmann L. 2012. Dynamics of storm-driven suspended sediments in a headwater catchment described by multivariable modeling. *Journal of Soils and Sediments*.12: 620-635. DOI 10.1007/s11368-012-0480-6

Pavey, B., St-Hilaire A., Courtenay S.C., Ouarda T.B.M.J. and Bobée B. 2007. Exploratory Study of Suspended Sediment Concentrations Downstream of Harvested Peat Bog. *Environmental Monitoring and Assessment*. 135: 369-382. DOI: 10.1007/s10661-007-9656-8

Quinlan, J. R. 1992. Learning with continuous classes. In N. Adams and L. Sterling, *Proceedings of the Fifth Australian Joint Conference on Artificial Intelligence*, Hobart, Tasmania. Singapore: World Scientific. 343–348.

Ritter, D.F., Kochel, R.C., Miller, J.R., 2006. *Process Geomorphology*, 4th ed. Waveland Press, Long Grove, IL. 560 pp

Robert A, 2003. *River Processes: An Introduction to Fluvial Dynamics*. Oxford University Press, Inc. 232 pp.

Schoellhamer, D.H., and Wright, S.A. 2003. Continuous monitoring of suspended sediment discharge in rivers by use of optical backscatterance sensors. *Erosion and Sediment Transport Measurement in Rivers: Technological and Methodological Advances*, IAHS Publ., 283: 28-36.

Shiri J. and Kişi Ö. 2012. Estimation of Daily Suspended Sediment Load by Using Wavelet Conjunction Models. *Journal of Hydrologic Engineering*, 17: 986–1000. DOI: 10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000535

Smith H. and Dragovich D. 2009. Interpreting sediment delivery processes using suspended sediment-discharge hysteresis patterns from nested upland catchments, south-eastern Australia. *Hydrological Processes*, 23(17), 2415-2426. DOI: 10.1002/hyp.7357

Tramblay Y, St-Hilaire A and Ouarda T.B.M.J. 2008. Frequency analysis of maximum annual suspended sediment concentrations in North America. *Hydrological Sciences Journal*. 53 (1) : 236-252. DOI : 10.1623/hysj.53.1.236

Walling, D.E., 1977. Limitations of the rating curve technique for estimating suspended sediment loads, with particular reference to British rivers. *Erosion and solid matter transport in inland waters*. IAHS publication, Wallingford, 122, 34–48 (proceedings of the Paris symposium, July 1977)

Walling D.E. and Moorehead P.W. 1989. The particle size characteristics of fluvial suspended sediment: an overview. *Hydrobiologia*, 176/177: 125:149. DOI: 10.1007/BF00026549

Wang, Y. and Witten, I.H. 1997. Induction of model trees for predicting continuous classes, In M. van Someren and G. Widmer, editors, *Proceedings of the poster papers of the European Conference on Machine Learning*, University of Economics, Faculty of Informatics and Statistics. pp. 128–137.

Witten I. H. and Frank E. 2005. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, second edition, Elsevier: San Francisco, 558 pp.

Wood, P. J. and P. D. Armitage. 1997. Biological effects of fine sediment in the lotic environment. *Environmental Management* 21: 203-217. DOI: 10.1007/s002679900019

Xing Z, Chow L, Rees H.W., Meng F, Monteith J and Stevens L. 2011. A comparison of effects of one-pass and conventional potato hilling on water runoff and soil erosion under simulated rainfall. *Canadian Journal of Soil Science*. 91: 279 290. DOI: 10.4141/CJSS10099

2.10 Tables and Figures

Table 2.1 Preselected explanatory variables.

| Variable | Units | Definition |
|-----------------|-------------------|--|
| Rain | mm | Rain intensity during the hour |
| Rain24 | mm | Rain cumulated over the 24 hours preceding the SSC measurement |
| Rain408 | mm | Rain cumulated over the 408 hours preceding the SSC measurement |
| Discharge | m ³ /s | Mean discharge during the hour |
| Velocity | m/s | Mean water velocity during the hour |
| Wind_Speed | km/h | Mean wind speed during the hour |
| WL | m | Mean water level during the hour |
| WL24 | m | Mean water level recorded 24 hour preceding the SSC measurement |
| WL240 | m | Mean water level recorded 240 hour preceding the SSC measurement |
| WL408 | m | Mean water level recorded 408 hour preceding the SSC measurement |
| WL240-408 | m | Difference between WL240 and WL408 |

Table 2.2 Pearson correlation coefficients (r) and Spearman correlation coefficients (ρ) between SSC and explanatory variables.

| Variable | r | p-value | ρ | p-value |
|-----------------|----------|----------------|--------------------------|----------------|
| Rain | -0.01 | 0.410 | -0.03 | 0.02 |
| Rain24 | 0.02 | 0.065 | -0.04 | 0.003 |
| Rain408 | 0.20 | 0.001 | 0.43 | 0.001 |
| Discharge | 0.00 | 0.807 | 0.42 | 0.001 |
| Velocity | 0.05 | 0.001 | 0.60 | 0.001 |
| Wind_Speed | -0.01 | 0.561 | 0.02 | 0.100 |
| WL | 0.13 | 0.001 | 0.71 | 0.001 |
| WL24 | 0.16 | 0.001 | 0.71 | 0.001 |
| WL240 | 0.37 | 0.001 | 0.53 | 0.001 |
| WL408 | -0.03 | 0.016 | 0.22 | 0.001 |
| WL240-408 | 0.46 | 0.001 | 0.27 | 0.001 |

Table 2.3 Results from the SRC models and from the best combination of predictors provided to M5'

| Nombre of predictors | Calibration | | | Validation | | | Predictors |
|----------------------------|----------------|-------|--------|----------------|-------|-------|---|
| | R ² | RRMSE | Rb | R ² | RRMSE | Rb | |
| SRC | | | | | | | |
| 1 | 0.00 | 0.63 | 0.51 | 0.00 | 0.15 | 0.03 | Q |
| 1 | 0.00 | 0.08 | 0.03 | 0.55 | 0.10 | 0.01 | WL240-408 |
| M5' | | | | | | | |
| 1 | 0.21 | 0.06 | 0.0004 | 0.52 | 0.1 | 0.001 | WL240-408 |
| 2 | 0.48 | 0.05 | 0.01 | 0.36 | 0.12 | 0.01 | WL240-408 - WL240 |
| 3 | 0.74 | 0.04 | 0.001 | 0.36 | 0.12 | 0.001 | WL240-408 - Rain408 - Velocity |
| 4 | 0.72 | 0.04 | 0.002 | 0.46 | 0.11 | 0.007 | WL240-408 - WL240 - Rain408 - Velocity |
| 5 | 0.72 | 0.04 | 0.003 | 0.47 | 0.11 | 0.008 | WL240-408 - WL240 - Rain408 - WL24 - Velocity |
| 6 | 0.72 | 0.04 | 0.003 | 0.46 | 0.11 | 0.008 | WL240-408 - WL240 - Rain408 - WL24 - WL - Velocity |
| 7 | 0.72 | 0.04 | 0.003 | 0.45 | 0.12 | 0.008 | WL240-408 - WL240 - Rain408 - WL24 - WL - Velocity - Q |
| 8 | 0.77 | 0.04 | -0.001 | 0 | 0.19 | -0.03 | WL240-408 - WL240 - Rain408 - WL24 - WL - Velocity - Rain24 - Q |
| 9 | 0.76 | 0.03 | 0.01 | 0 | 0.16 | 0.04 | WL240-408 - WL240 - Rain408 - WL24 - WL - Velocity - WL408 - Rain24 - Q |

Table 2.4 Loads calculated from observed SSC and estimated SSC

| Load (T) | Observed | SRC - Q | SRC - WL240-408 | M5' - 1 pred. | M5' - 3 pred. | M5' - 4 pred. |
|--------------------|----------|---------|--------------------|------------------|------------------|------------------|
| <i>Calibration</i> | | | | | | |
| Total load (T) | 670067 | 670152 | 582015 | 597013 | 656955 | 660636 |
| Diff. | --- | 85 | -88053 | -73055 | -13113 | -9432 |
| Diff. (%) | --- | 0.01 | -13.14 | -10.90 | -1.96 | -1.41 |
| <i>Validation</i> | | | | | | |
| Total load (T) | 82608 | 38987 | 75917 | 83955 | 95157 | 84574 |
| Diff. | --- | -43621 | -6691 | 1346 | 12549 | 1966 |
| Diff. (%) | --- | -52.8 | -8.1 | 1.63 | 15.2 | 2.38 |

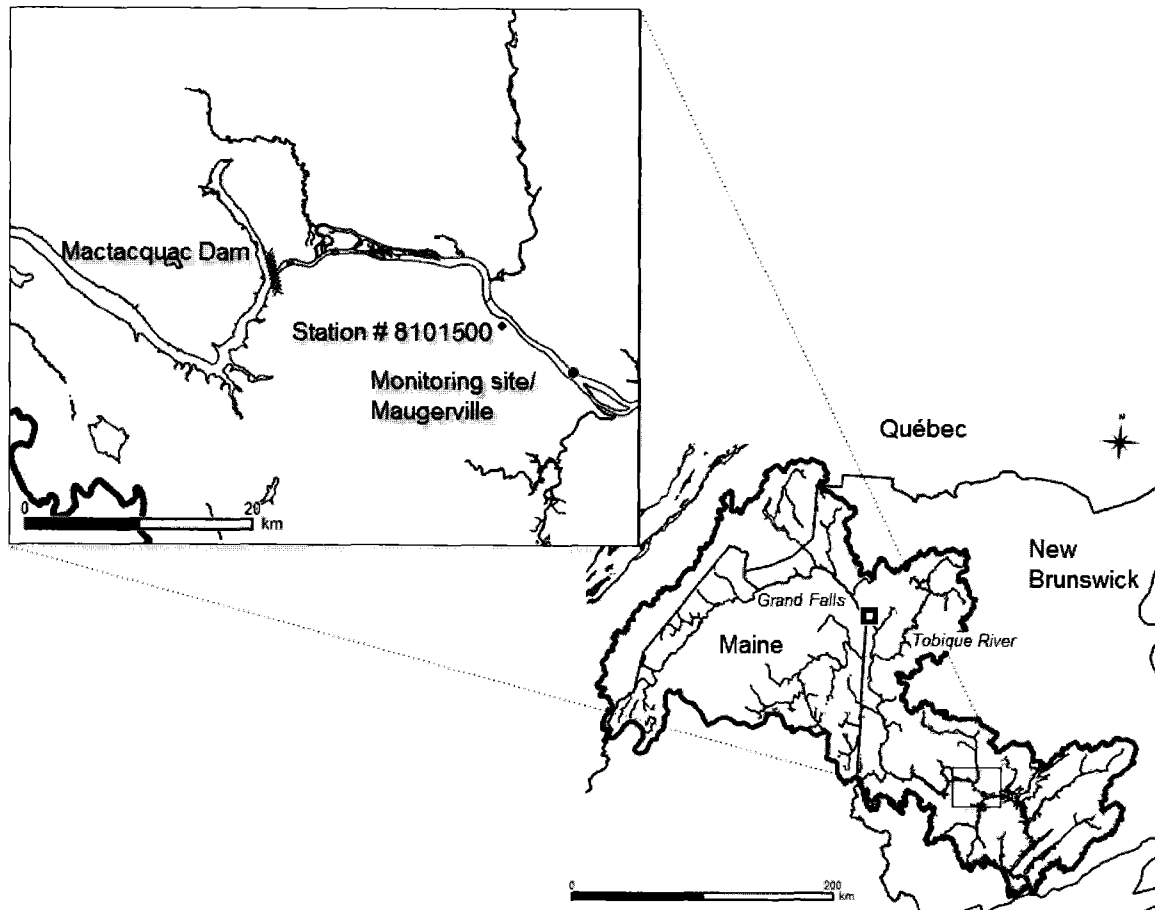


Figure 2.1 Study site map

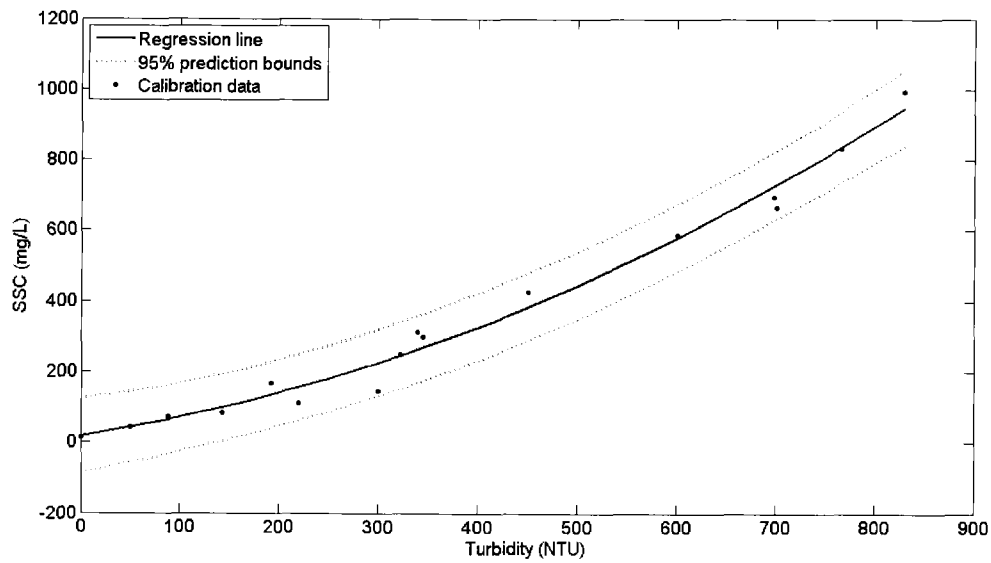


Figure 2.2 Calibration curve relating turbidity to SSC

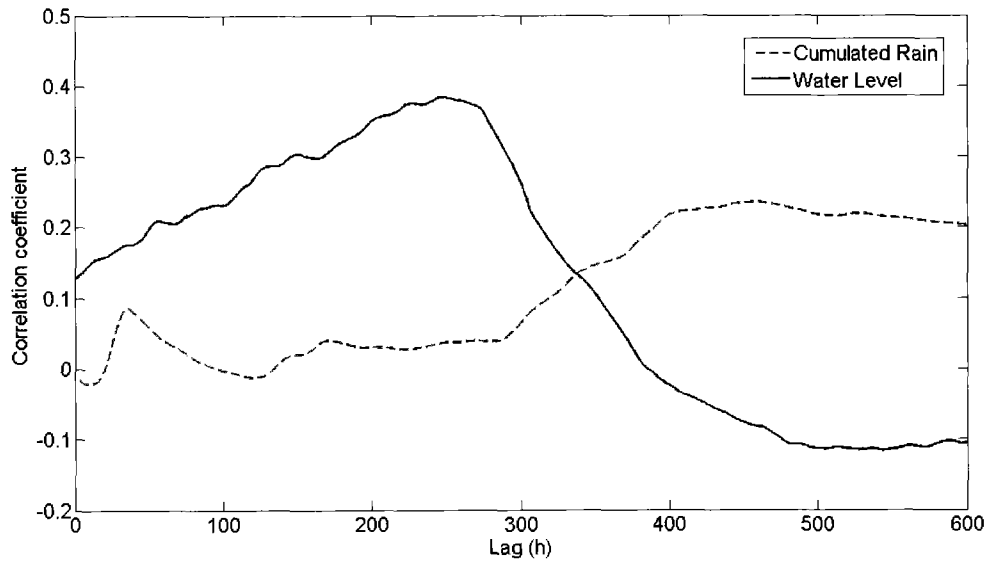


Figure 2.3 Correlograms for lagged water level and cumulated rain over various time spans

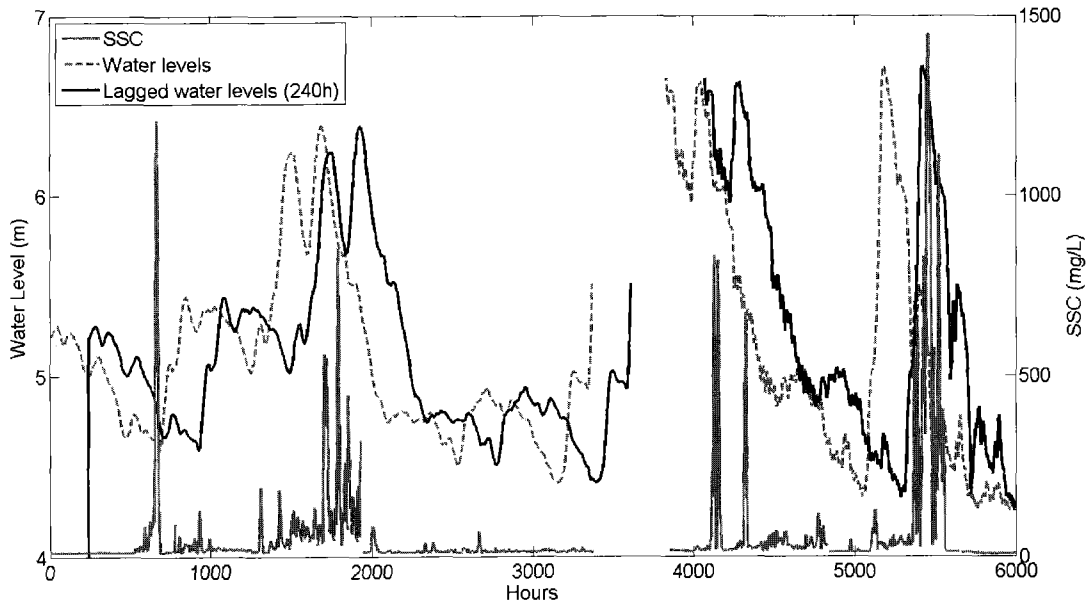
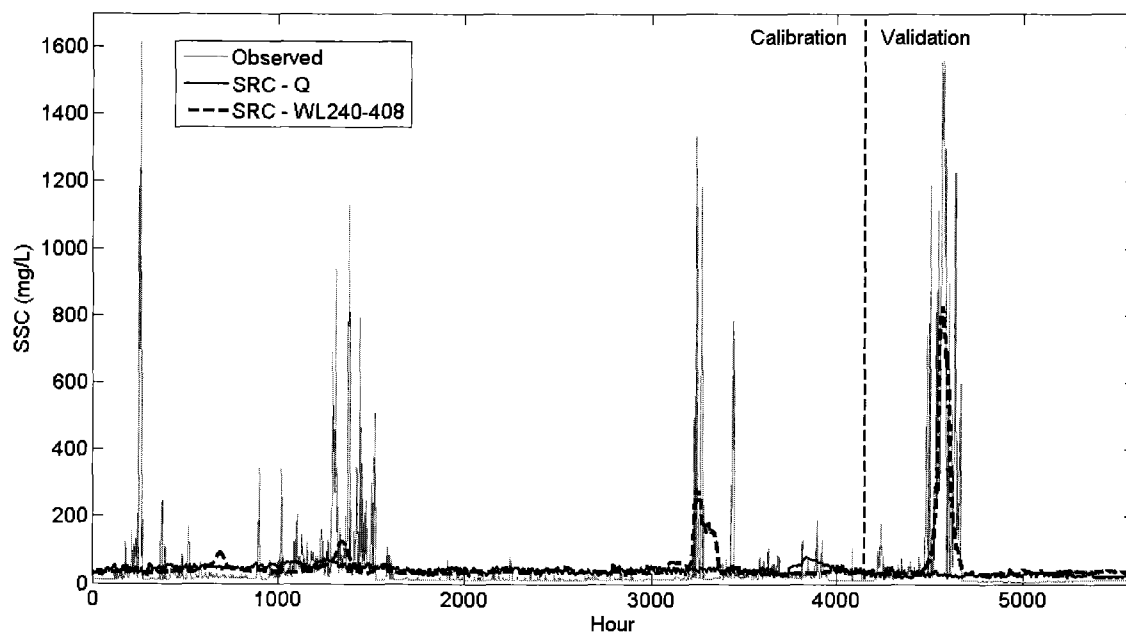
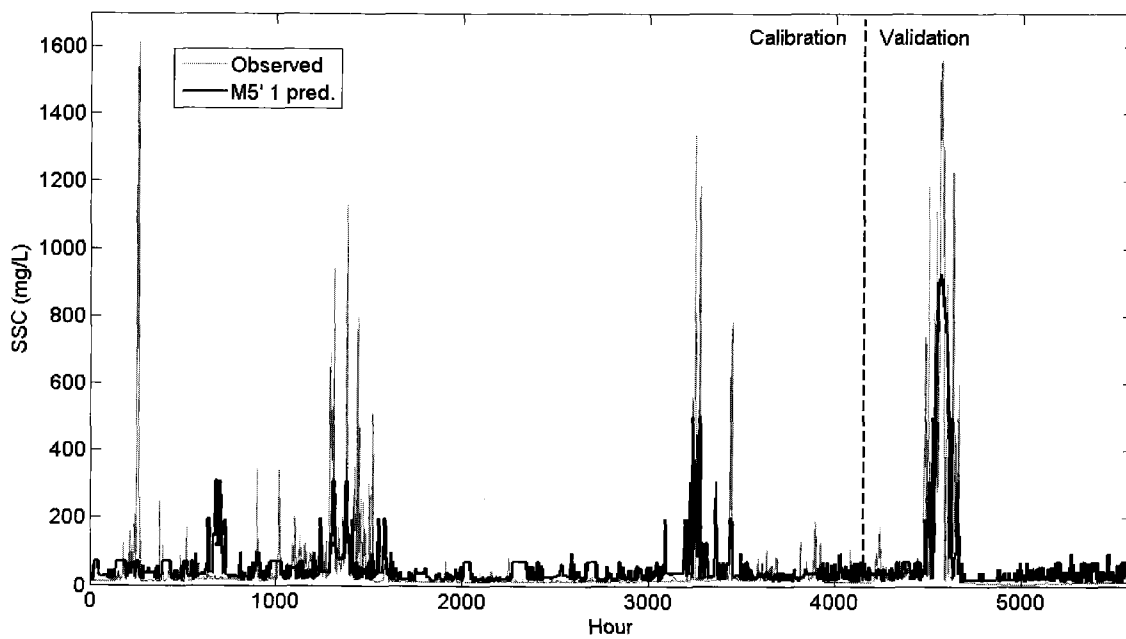


Figure 2.4 Times series of SSC and water levels in Maugerville, NB

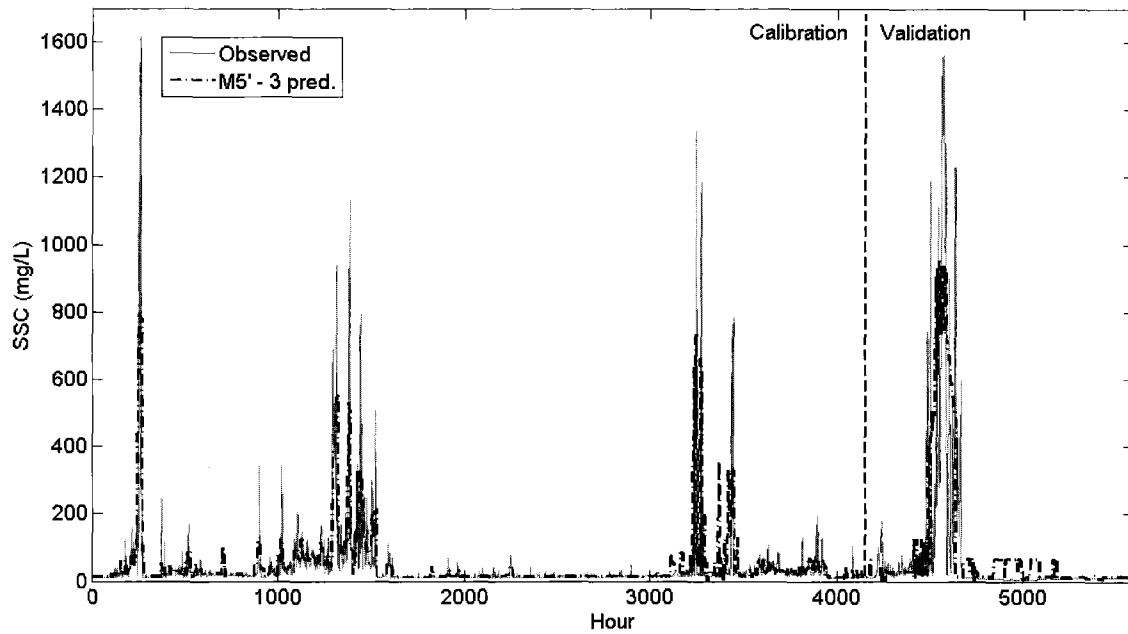
A)



B)



C)



D)

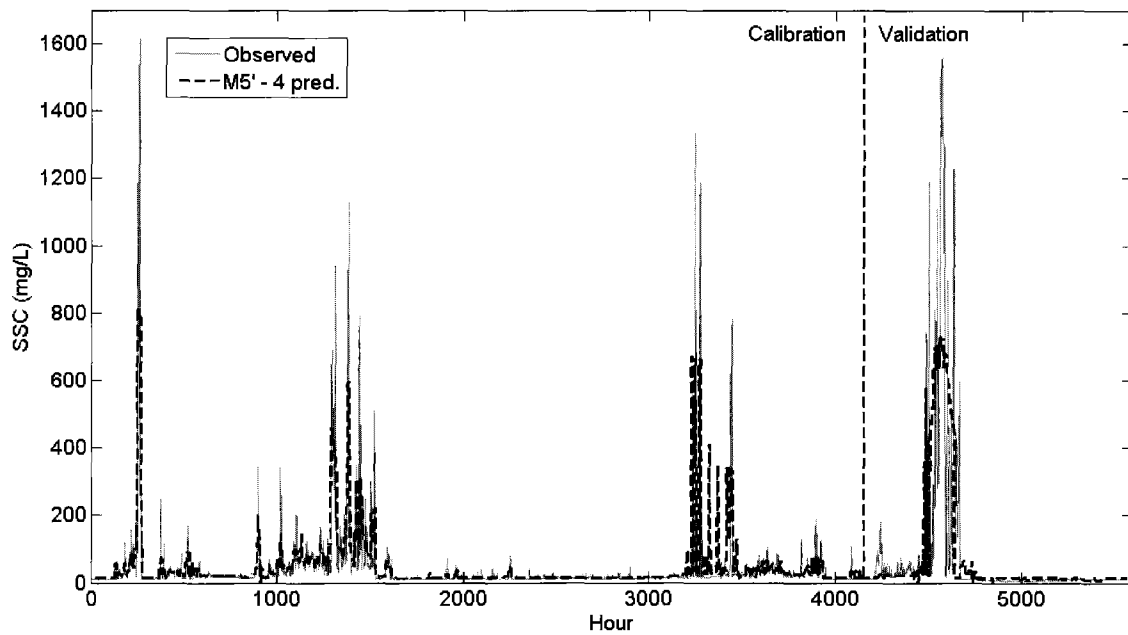


Figure 2.5 Observed and estimated SSC using : A) SRC – Q and SRC – WL240-408; B) M5' with 1 predictor; C) M5' with 3 predictors and D) M5' with 4 predictors

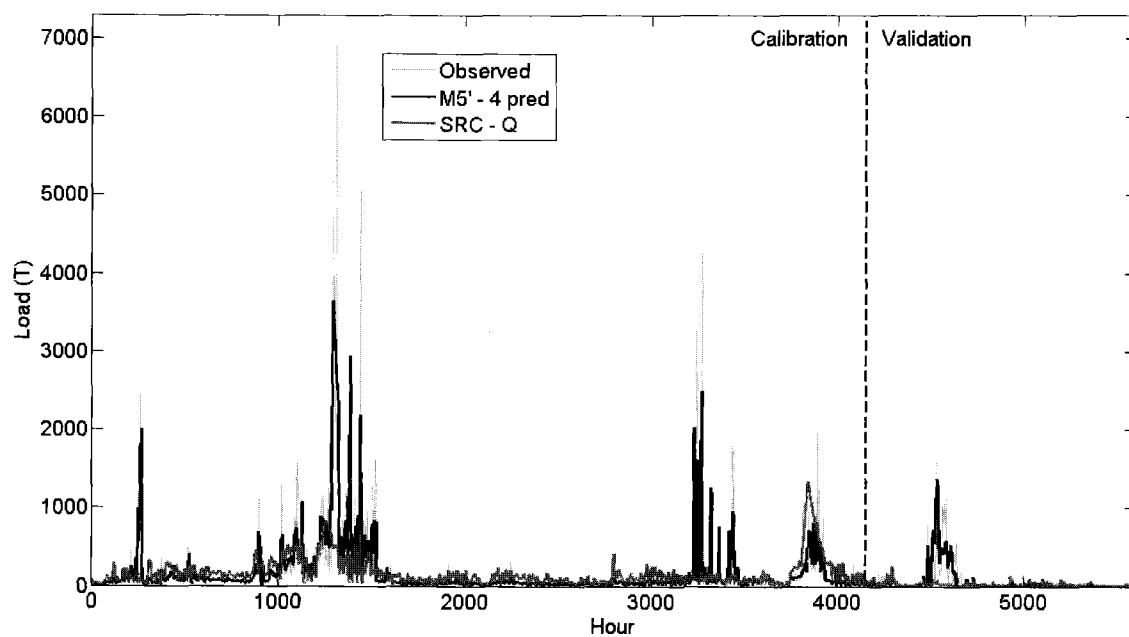
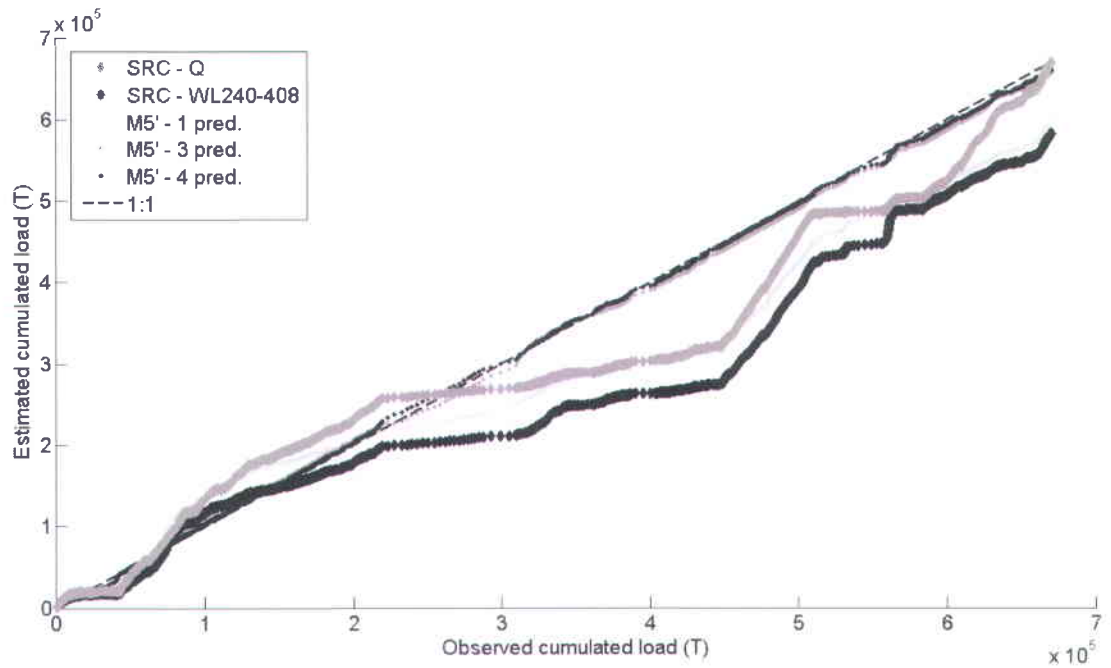


Figure 2.6 Time series of hourly loads for SRC – Q and M5' – 4 pred.

A)



B)

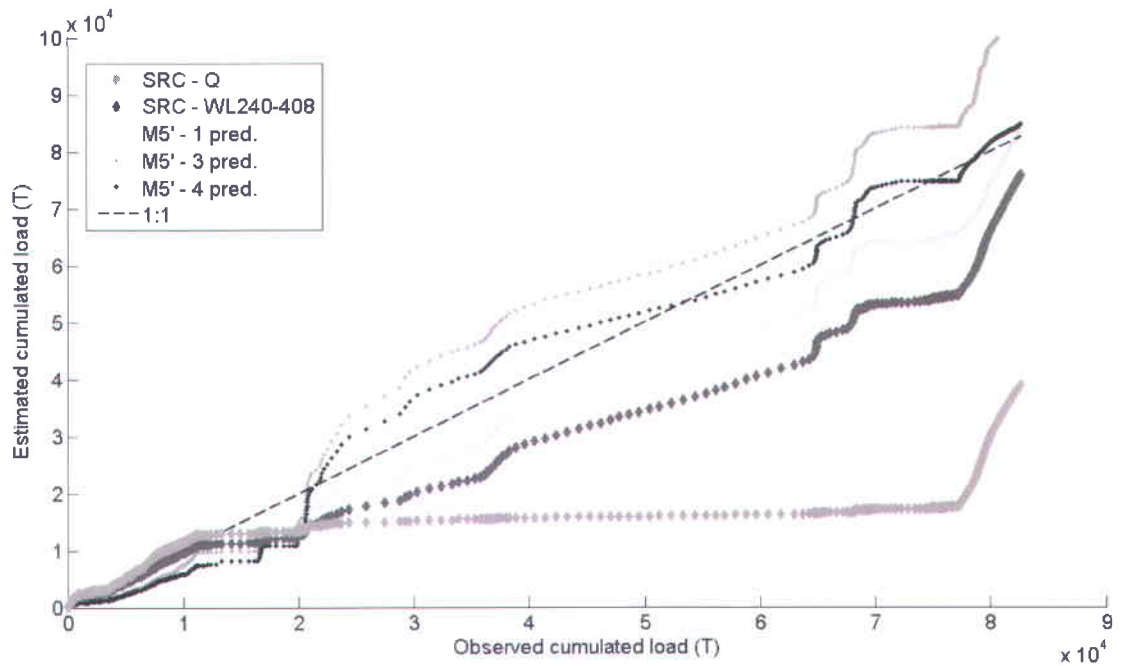
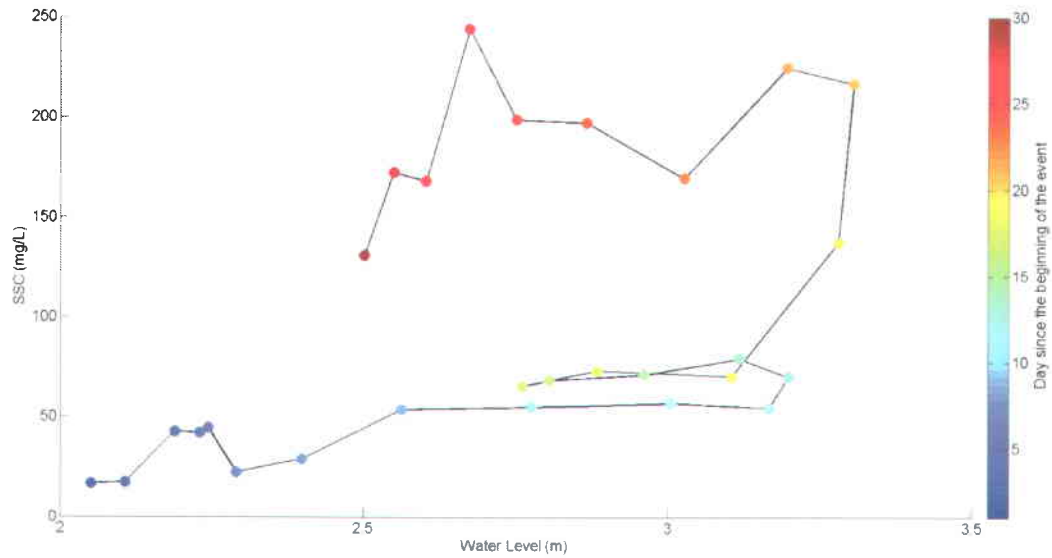


Figure 2.7 Cumulated hourly loads calculated from observed SSC and estimated SSC - A) on calibration data and B) on validation data

A)



B)

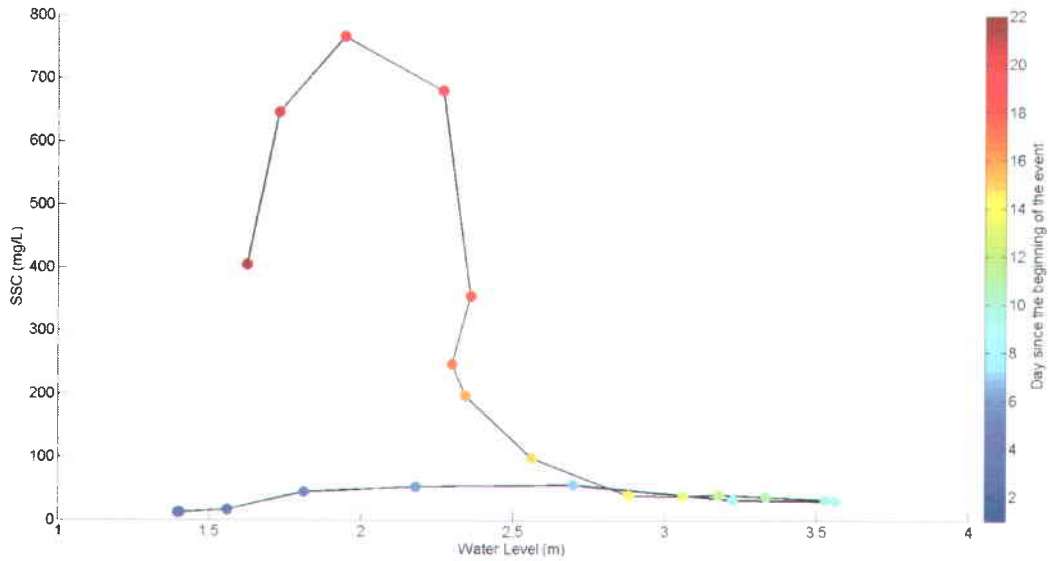


Figure 2.8 Hysteresis loops on daily data for the main events of the monitoring period A) Hour 1208 to 1928 (August 8th, 2011 – September 18th, 2011) and B) Hour 4520 to 5095 (June 21st, 2012 – July 14th, 2012). A three day moving average has been performed to reduce noise.

**3 RAPPORT : CORRELATION ANALYSIS OF SEDIMENT
DREDGING VOLUMES AND HYDRO-METEOROLOGICAL
VARIABLES IN THE SAINT JOHN RIVER, NB**



**CORRELATION ANALYSIS OF SEDIMENT
DREDGING VOLUMES AND HYDRO-
METEOROLOGICAL VARIABLES IN THE
SAINT JOHN RIVER, NB**



**CORRELATION ANALYSIS OF SEDIMENT DREDGING VOLUMES
AND HYDRO-METEOROLOGICAL VARIABLES IN THE SAINT JOHN
RIVER, NB**

By

**Sébastien Ouellet-Proulx
Katy Haralampides
André St-Hilaire**

**Institut national de la recherche scientifique
Centre Eau, Terre et Environnement
(INRS-ETE)
490 De la Couronne, Québec, G1K 9A9**

June 2013



3.1 Résumé

L'Autorité portuaire de Saint-Jean (SJPA), au Nouveau-Brunswick, a recours annuellement au dragage pour retirer d'importants volumes de sédiments du lit du port afin de maintenir ses activités commerciales. La variabilité des volumes dragués pose problème aux gestionnaires du port quant à la part du budget à allouer à la maintenance de profondeurs minimales nécessaire à la navigation. Ces volumes ont d'abord été compilés et rendus disponibles par la SJPA pour six années de dragage (2004 à 2009) pour lesquels Higgins (2010) a effectué une analyse de corrélations. Il en ressort de cette analyse un lien possible entre le débit total annuel ainsi que le niveau moyen annuel du fleuve Saint-Jean et les volumes dragués. Au moment de la présente étude, 14 années de dragage (1998 à 2011) ont été mises à notre disposition. Dans un premier temps, le modèle suggéré par Higgins (2010) a été testé sur les données nouvellement disponibles. Malheureusement, aucune corrélation significative n'a pu être obtenue lorsque les prédicteurs utilisés par Higgins ont été testés. Dans un second temps, une analyse de corrélation a été effectuée sur ces mêmes volumes de dragage afin de vérifier si des variables alternatives pouvaient se montrer efficaces pour prédire la variabilité dans les volumes dragués. Les méthodes de sélection pas-à-pas et exhaustive ont servi à la sélection des prédicteurs, parmi les 12 variables significativement corrélées, à inclure pour la construction d'une régression linéaire multiple. Plusieurs des variables hydrométéorologiques ont été significativement corrélées aux volumes dragués. Parmi celle-ci, la précipitation printanière totale et le débit maximal de juin ont permis de bâtir un modèle de régression qui explique 59 % de la variance lorsque testé par validation croisée.

3.2 Abstract

The Saint John Port Authority (SJPA) has to dredge a large volume of sediment annually to maintain proper navigational channel depth. The large variability of dredged volumes leads to large uncertainty in the budget allocated to that task. An initial analysis performed by Higgins (2010) was completed using only six years of dredging volume data (2004-2009). The correlation analysis made by Higgins (2010) indicated a possible relation between yearly total discharge and mean annual water level, and dredging volumes. In the present study, 14 years of dredging volumes data (1998-2011) were available. First, the model developed by Higgins (2010) was tested by including the newly available years of data. No significant correlation was found when the predictors used by Higgins were tested. A correlation analysis was done on the dredging volumes using alternative potential predictors that could effectively estimate these volumes. Twelve potential predictors were significantly correlated to dredged volumes. All predictor combinations were tested and a stepwise approach was also used to select which explanatory variables should be included in the regression model. Both selection methods suggested the inclusion of the total spring rainfall and the maximum discharge of June in the model. The resulting model was able to explain 59% of variance when tested using a leave-one-out cross validation.

3.3 Introduction

The Saint John Port Authority (SJPA) dredges fine material from the Saint John Harbor every year in order to maintain the required depth for the navigation of large commercial ships. However, the large inter-annual variability in the amount of sediment that they have to dredge induces an uncertainty in the budget allocated for this task. In order to explain a part of that variability, Higgins (2010) tested correlations between hydro-meteorological variables and the volumes of material dredged from the harbor's bed from 2004 to 2009 using dredging data provided by the SJPA. Significant correlations were found between dredging volumes and mean water level ($R^2 = 0.63$) and total discharge ($R^2 = 0.73$). A multiple linear regression model was built from those variables that explained 83% of the total variance of dredged volumes for those years. Now that additional dredging data have been made available by the SJPA, the work accomplished by Higgins (2010) needs to be re-evaluated. Therefore, the objectives of the present study are to:

- 1) Verify if the analysis performed by Higgins in 2010 still yields good results when eight more years of data are added;
- 2) Investigate if dredging volumes can be linked to other hydro-meteorological variables;
- 3) Build a multiple linear regression model using the variables found in objective 2.

3.4 Original model

3.4.1 Data and Method

The volume of sediment dredged annually is considered proportional to the sedimentation occurring in the harbor. Therefore, a simple statistical model that could relate hydro-meteorological variables to the volume of sediment dredged would be a valuable tool to estimate the sedimentation in the Saint John Harbor. The model proposed by Higgins (2010) was made from two significantly correlated predictors, mean water level and total discharge of the hydrological year (i.e. October to September). Since then, eight additional years of dredging data were made available by the SJPA (1998-2011) for a total of 14 years of data. Therefore, in order to evaluate if the results of Higgins (2010) are still significant when tested on a 14 year time series, the analysis performed by Higgins has been reproduced, with the inclusion of the new data.

Correlation was tested between the predictors used by Higgins (2010; mean water level and total discharge) with additional years and the dredging volumes. A variable was considered significantly correlated when $p\text{-value} < 0.05$.

3.4.2 Results

When the original model was rerun on a longer time series, the value of the coefficient of determination dropped drastically for both mean water level and total discharge (i.e. the independent variables used in Higgins' model) and the correlation were no longer significant (Table 3.1). Therefore, no significant correlation was found for any of the

variables considered in Higgins' work and it was impossible to use the same predictors to build a multiple linear regression model.

Table 3.1 R² and p-values obtained from the original dataset and the extended dataset

| Variable | R² (2004-2009) | P-value (2004-2009) | R² (1998-2011) | P-value (1998-2011) |
|------------------|--------------------------------------|--------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------|
| Mean Level | 0.63 | 0.01 | 0.09 | 0.28 |
| Q _{tot} | 0.73 | 0.06 | 0.06 | 0.38 |

3.5 New model

3.5.1 Data

Since reproducing the analysis with the same variables with additional years did not yield any significant correlation, alternative variables were tested. First, the discharge used by Higgins (2010) was estimated using the ratio area method from the discharge recorded by the Water Survey of Canada (WSC) at Grand Falls. For more precision, we used the discharge recorded at the Mactaquac dam which is located about 200 km further downstream.

Table 3.2 List of potential predictors

| Variable | Units | Definition |
|-----------------|-------------------|--|
| PcpnSpring | mm | Total precipitation of spring months (i.e. March, April and May) |
| Pcpn April | | Total precipitation of April |
| JanQmax | m ³ /s | Mean maximum discharge of January |
| FebQmax | | Mean maximum discharge of February |
| JunQmax | | Mean maximum discharge of June |
| AugustQmax | | Mean maximum discharge of August |
| FebQmin | | Mean minimum discharge of February |
| MarQmin | | Mean minimum discharge of March |
| AprQmin | | Mean minimum discharge of April |
| MayQmin | | Mean minimum discharge of May |
| JunQmin | | Mean minimum discharge of March |
| FebQtot | | Total discharge of February |

As for the meteorological data, Higgins (2010) used a single meteorological station located in Saint John to account for the whole Saint John River watershed. Since the Grand Falls region is known to be a sediment producing area because of its dense agricultural activity, we hypothesized that sediment transport could be related to precipitation falling in the upper part of the watershed. As an attempt to improve the precision of the estimation of the precipitation data, we used total precipitations interpolated on a 10 km grid, using the ANUSPLIN technique developed by Hutchinson et al. (2009), on the Canadian portion of the watershed (i.e. 64% of the total area). In addition, for both the hydrological and the meteorological variables, correlations were

tested on annual, monthly and seasonal data to verify if certain periods of the year could be critical to sediment mobilization.

3.5.2 Method

From the significantly correlated variable, an exhaustive search was used for the selection of the input variables to build a multiple regression. That method verifies all possible combinations of predictors and selects the combination that returns the best results based on a certain performance criterion (Cornillon and Matzner-Løber, 2006). In this case, the choice was made by maximising the adjusted R^2 :

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-m-1} (1 - R^2) \quad [6]$$

Where n is the number of observations, m is the number of predictors included in the model and R^2 is the coefficient of determination, traditionally used to assess model performances. By using the adjusted R^2 , in opposition to the standard R^2 , we ensure that the algorithm takes into account the number of predictors when choosing the best model and penalise a model that includes more variables.

A stepwise forward-backward regression, which iteratively adds or removes a predictor based on the results of Fisher test, was also tested. This second method was implemented to support the choice of predictors to be included in the multiple regression.

In both cases, a maximum of four predictors was prescribed to avoid overfitting, given the large number of potential predictors and the small sample size. The package *leaps* of the R software was used to performed the analysis.

To assess the robustness of the multiple linear regression for such a small sample size (14 years), a *leave-one-out cross validation* (LOOCV) was executed. LOOCV is used to validate model performances fitted on small datasets. The algorithm iteratively removes the i^{th} observation from the dataset to adjust the model and utilizes the resulting model to estimate that observation. When each observation has been estimated, the performance indices can be can be calculated to compare the estimated values to the observed values. In this case, the performance of the model was verified through the calculation of R^2 , relative root mean square error (RRMSE) and relative bias (RB). R^2 was used instead of adjusted R^2 to assess the performances of the final model for ease of comparison with similar studies.

Pearson correlation coefficients and their corresponding p-values were calculated to assess the relationship between the volume dredged and the hydro-meteorological variables. A level of significance of 5% was used to determine which variable to include as potential predictors, meaning that only variables with a p-value lower than 0.05 were retained.

For both the variables used by Higgins and the new variables added in this study, we tested annual values calculated for the hydrological year (October to September) instead of the calendar year (January to December) because the dredging usually occurs from July to November (Higgins, 2010).

3.5.3 Results

Significant correlations were found for 12 new potential predictors drawn for either interpolated precipitation or discharge at the Mactaquac dam. The significantly correlated variables are listed in Table 3.2. The highest correlation coefficient was found for January mean maximum discharge (JanQmax; $r = 0.66$) followed by June mean maximum discharge (JunQmax; $r = 0.63$) and the total precipitation recorded during springtime (PcpnSpring; $r = 0.59$). All the other significantly correlated variables have a Pearson correlation coefficient above 0.54 (absolute value).

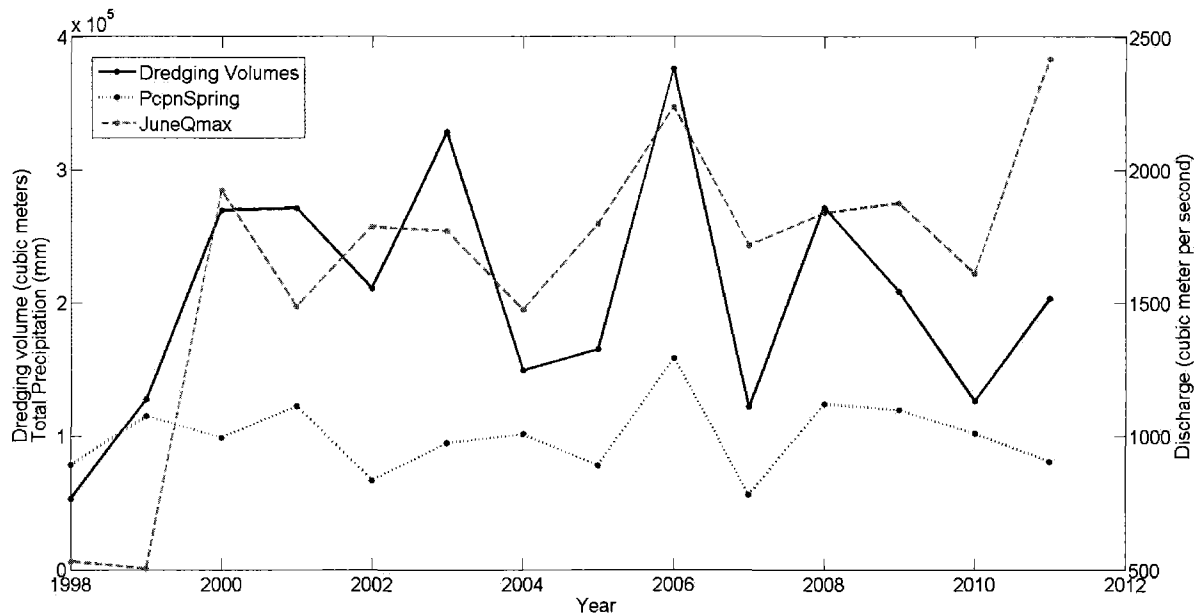


Figure 3.1 Times series of dredging volumes, JunQmax and PcpnSpring

Table 3.3 Pearson correlation coefficient between dredging volumes and explanatory variables. (Only p-value < 0.05 are shown)

| Variable | Pearson Corr. Coef. | P- value |
|-----------------|--------------------------------|---------------------|
| PcpnSpring | 0.59 | 0.02 |
| JanQmax | 0.66 | 0.01 |
| FebQmax | 0.54 | 0.05 |
| JunQmax | 0.63 | 0.02 |
| AugustQmax | 0.54 | 0.05 |
| FebQmin | -0.54 | 0.05 |
| MarQmin | -0.56 | 0.04 |
| AprQmin | -0.55 | 0.04 |
| MayQmin | -0.58 | 0.03 |
| JunQmin | -0.58 | 0.03 |
| FebQtot | 0.57 | 0.03 |
| Pcpn April | 0.58 | 0.03 |

Figures 3.2 and 3.3 graphically show which predictors should be used in order to adjust the best possible model on the available data, if respectively an exhaustive search or a stepwise regression is used. Both the exhaustive and the forward-backward stepwise method retained the same predictors to build the multiple regression, namely the total precipitation recorded during springtime (*PcpnSpring*) and the mean maximum discharge of June (*JunQmax*; Figures 3.2 and 3.3). A linear equation was adjusted using these two predictors by minimizing the sum of the squared error (Equation 7).

$$dVol = -3177.4 + 69.78 * PcpnSpring + 1.2 * JunQmax + \epsilon \quad [7]$$

When the regression was fitted on the whole dataset, it returned a R^2 of 0.68 while this coefficient dropped to 0.59 when the LOOCV was implemented (Figure 3.4). As for the RRMSE, it was 0.16 when the whole dataset was used and it increased to 0.19 for the LOOCV. In both cases, the model was not biased (Table 3.4). Considering the small sample size, 59% of variance explained on LOOCV data is satisfactory.

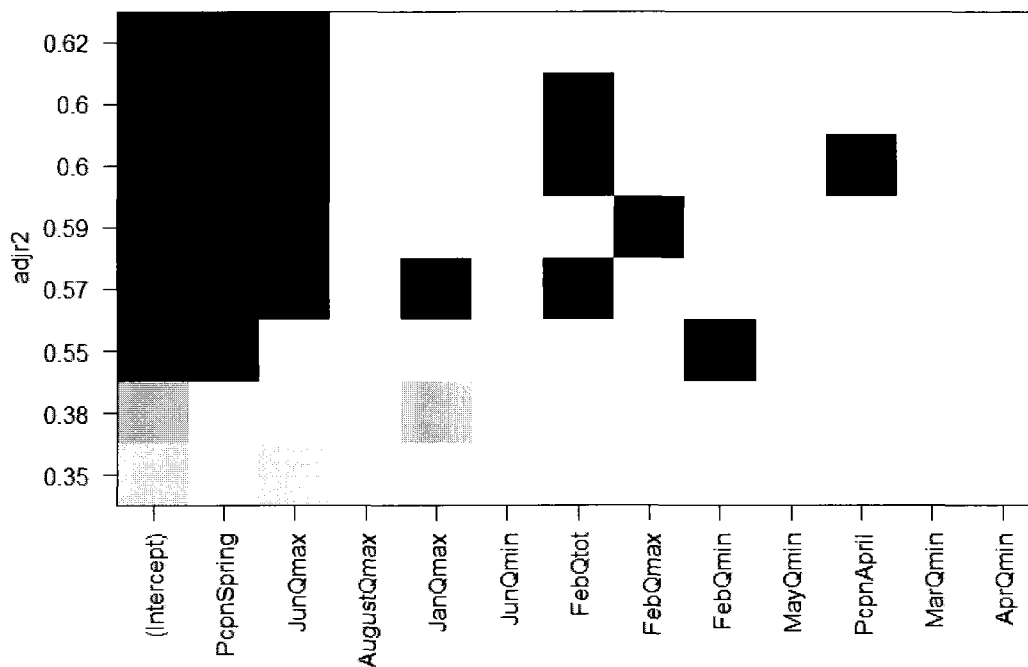


Figure 3.2 Exhaustive selection of input predictors by the maximisation of the adjusted R^2 . The blocks correspond to the predictors of the x axis selected to build a model that would return the adjusted R^2 shown on the y axis. The different shades of gray represent the magnitude of the adjusted R^2 .

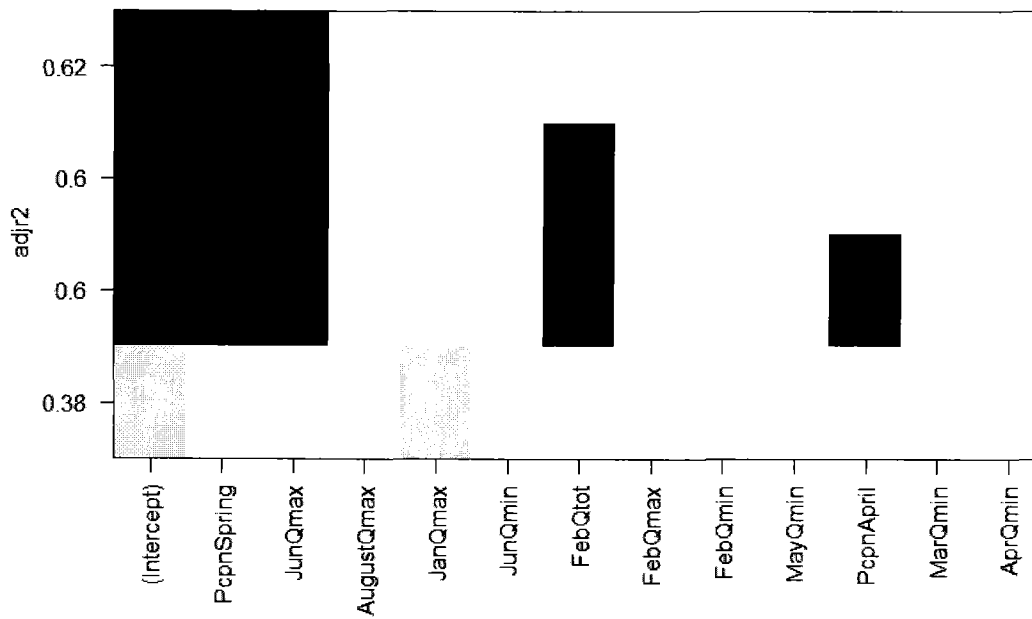


Figure 3.3 Forward-backward stepwise selection of input predictors by the maximisation of the adjusted R^2 . The blocks correspond to the predictors of the x axis selected to build a model that would return the adjusted R^2 shown on the y axis. The different shades of gray represent the magnitude of the adjusted R^2 .

Table 3.4 Performance criteria for the multiple regression and the LOOCV

| Method | R^2 | RRMSE | RB |
|------------|-------|-------|-------|
| Regression | 0.68 | 0.16 | 0 |
| LOOCV | 0.59 | 0.19 | 0.001 |

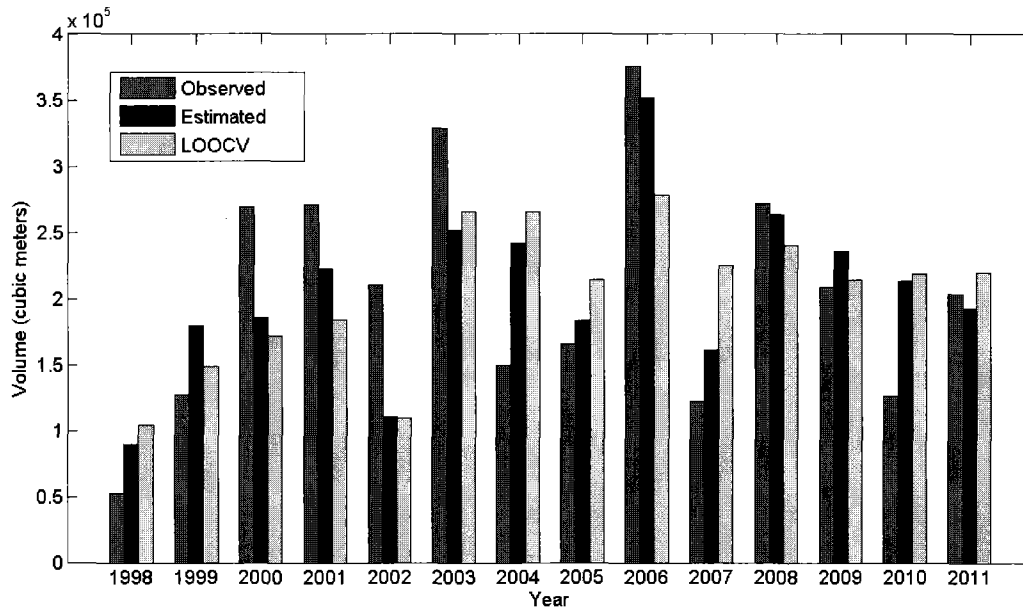


Figure 3.4 Bar plot of the observed dredging volumes, the volumes estimated from the regression and the volumes estimated from the LOOCV

3.6 Discussion and Conclusion

Higgins (2010) stated that the SJPA hypothesised that the volumes dredged annually “should be related to the magnitude of the previous spring flood”. This could not be confirmed by Higgins’ analysis. She suggested that annual total discharge and annual mean water level would be the most appropriate predictors of the dredging volumes according to the available data at the time.

However, the results of the present study seem to support the hypothesis of the SJPA. Among the 12 significantly correlated variables, 7 were spring or early summer hydro-meteorological statistics. Also, both the exhaustive and the stepwise selection of predictors obtained highest adjusted R^2 from JunQmax ($r = 0.63$) and PcpnSpring ($r = 0.59$) which are spring and early summer variables. It can be seen on Figure 3.1 that

some years with high dredging volumes (e.g. 2000, 2006 and 2011) correspond to high discharge in June and high spring precipitations.

Given that as much as 59% of the variance of the dredged volumes could be explained by only two spring and summer variables, the sediment load coming from the watershed appears to play a major role in the sedimentation in the harbor. Although we were unable to determine what proportion of that load is attributable to the watershed, it can be hypothesized that local resuspension in the estuary may not be the primary driver. Further work should be made to clarify the contribution of the river system in the silting of the harbor. However, such observation should be interpreted with some caution considering that the sample was made of only 14 years of data.

From five other significantly correlated variables, four of them are winter discharge statistics (Table 3.1) and three of these five are from the month of February. Also, for both the exhaustive and the stepwise approaches, if a third predictor was considered in the model, the February total discharge (FebQtot; $r = 0.57$) was retained (Figures 3.2 and 3.3). Although no winter variables were included in the regression built in this study, winter hydro-meteorological should be part of future work. Alternative statistical approaches, such as model trees, or longer time series of dredging volumes may prove that variables characterizing winter conditions to be adequate predictors of the variability of the sedimentation in the Saint John harbor.

3.7 Acknowledgments

The authors acknowledge the contribution of the St. John Port Authority, NSERC and the WATER CREATE program. The authors also wish to acknowledge Agriculture and Agri-Food Canada / Natural Resources Canada (AAFC/RNC) and Environment Canada

3.8 References

Cornillon P.-A. et Matzner-Løber É.. (2006). "Section 6 : Choix de variables." In: Régression: théorie et applications, Springer-Verlag France, Paris, 143-178.

Higgins H. 2010. Estimation des concentrations de sédiments en suspension dans le fleuve Saint Jean (Nouveau-Brunswick) et établissement de liens avec les données climatiques locales. (Master's thesis). Retrieved from: www1.ete.inrs.ca/pub/theses/T000564.pdf

Hutchinson M, Mckenney DW, Lawrence K, Pedlar JH, 2009: Development and testing of Canada-wide interpolated spatial models of daily minimum–maximum temperature and precipitation for 1961–2003. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* 48:725–741.

Kidd S.D., Curry R.A., Kelly R. Munkittrick. 2011. State of the Saint John River. Canadian Rivers Institute. From: http://www.unb.ca/research/institutes/cri/resources/pdfs/criday2011/cri_sjr_soe_final.pdf