

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

ÉVALUATION DE L'IMPACT DES PRATIQUES AGRICOLES SUR LA TURBIDITÉ
DE L'EAU DANS LE LITTORAL DU LAC SAINT-PIERRE PAR TÉLÉDÉTECTION

MÉMOIRE PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN SCIENCES DE L'ENVIRONNEMENT

PAR
MAXIME CLERMONT

DÉCEMBRE 2022

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire, de cette thèse ou de cet essai a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire, de sa thèse ou de son essai.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire, cette thèse ou cet essai. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire, de cette thèse et de son essai requiert son autorisation.

REMERCIEMENTS

J'aimerais prendre un moment afin de remercier mon directeur de maîtrise, Alexandre Roy, et mon codirecteur, Christophe Kinnard, de m'avoir fait confiance afin de réaliser ce projet de recherche et de m'avoir donné l'opportunité de vivre une expérience riche en savoir et en apprentissages. Leur encadrement, leurs conseils et leur temps ont été précieux afin de développer plusieurs des compétences utilisées au cours de ce projet. J'aimerais également remercier le professeur Stéphane Campeau pour son aide et le partage de ses connaissances sur le lac Saint-Pierre et le professeur Marco Rodriguez pour son aide au niveau statistique et programmation. J'aimerais aussi remercier Daphney Dubé-Richard pour son aide avec les mesures terrain ainsi que mes aides de terrain Samuel Hazel Guay, Savannah Bussière et Alex Mavrovic. Je remercie également Arthur de Grandpré et Aziz Raymond Elmahdaoui pour leur aide précieuse apportée au niveau de la programmation. Merci aux membres de mes laboratoires : Matthieu Loyer, Lisane Arsenault-Boucher, Hadi Mohammadzadeh Khani, Okan Aygün, Vasana Dharmadasa, Ghàda Bzéoùich, Hafsa Fissa, Amex Bergeron, Shahabeddin Taghipour Javi, Lisa Michaud, Olivier Larouche et Alex Gélinas. Merci à ma famille, Monique Clermont, Claude Mitchell ainsi que Lise Clermont pour leur soutien sans faille. Durant ce projet, nous avons bénéficié du soutien financier du Centre de recherche sur les interactions bassins versants – écosystèmes aquatiques (RIVE), du Ministère de l'environnement et des changements climatiques (MELCC), du Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs (MFFP), du Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG), du Réseau Inondations InterSectoriel du Québec (RIISQ) et des Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT)

AVANT-PROPOS

Mon projet de recherche a été supervisé par le professeur Alexandre Roy et codirigé par le professeur Christophe Kinnard à l'occasion du programme de maîtrise en sciences de l'environnement de l'Université du Québec à Trois-Rivières et dans le cadre du Pôle d'expertise multidisciplinaire en gestion durable du littoral du lac Saint-Pierre. L'objectif du projet était d'évaluer l'impact des pratiques agricoles sur la turbidité de l'eau dans le littoral du lac Saint-Pierre à l'aide de la télédétection lors des inondations printanières. Pour ce faire, nous avons développé un algorithme de turbidité pour la plaine inondable grâce à des images satellite Sentinel-2 et cartographié spatialement et temporellement les patrons de turbidité pour l'année 2020 et 2021. Ce mémoire est constitué de trois chapitres. Le premier chapitre (Introduction) présente la problématique, les bases théoriques de la télédétection, le projet ainsi que ses objectifs spécifiques. Le second chapitre, rédigé sous forme d'article scientifique, décrit le travail de recherche effectué. Il est écrit en anglais et a été soumis à la revue *Journal of Great Lake Research*. Le troisième chapitre (Conclusion) présente les principaux résultats du projet ainsi que les perspectives futures.

RÉSUMÉ

Reconnu comme un site RAMSAR et Réserve mondiale de la biosphère par l'UNESCO, le lac Saint-Pierre est la plus grande plaine inondable dans la province de Québec, Canada, ainsi qu'un écosystème riche et d'une grande importance écologique. Cependant, le lac Saint-Pierre a vu au cours des dernières décennies son état de santé se détériorer et est considéré aujourd'hui comme grandement préoccupant. Un algorithme empirique utilisant les réflectances de Sentinel-2 dans le proche infrarouge et rouge a donc été développé pour cartographier la turbidité de l'eau dans le littoral du lac Saint-Pierre durant les inondations printanières de 2019 et 2020. L'algorithme de turbidité de l'eau offre des résultats intéressants avec un RMSE de 18.27 (FNU) et un R^2 de 0.942 en comparant avec plus de 3 000 points de mesures in situ prises dans la plaine inondable du LSP lors du printemps 2019. Ensuite, à l'aide d'un modèle linéaire mixte, nous avons évalué l'impact de l'utilisation du sol (marais humides, prairies cultivées, champ de soya, champ de maïs) sur les mesures de turbidité tirées des réflectances Sentinel-2. Une tendance a pu être observée. La turbidité augmente en fonction de l'intensité des perturbations anthropiques. Durant la grande inondation de 2019, comparé aux prairies humides, la turbidité était de 5 % supérieure dans les prairies cultivées, 30 % supérieure dans les champs de soya et 57 % supérieure dans les champs de maïs. Pour l'inondation de 2020, une année avec moins de précipitations, la turbidité était 10 % plus élevée dans les prairies cultivées, 50 % plus élevée dans les champs de soya et 69 % plus élevé dans les champs de maïs. Cependant, l'utilisation du sol n'explique que 4 % (2019) et 5 % (2020) de la variation spatiotemporelle de la turbidité alors que la turbidité dans le littoral varie largement avec l'apport en sédiments provenant des tributaires et des différentes masses d'eau. Nos résultats indiquent que, malgré les processus hydrodynamiques complexes façonnant le mouvement des masses d'eau dans la plaine inondable, l'utilisation du sol dans la plaine inondable a un effet mesurable sur la turbidité au niveau des parcelles inondées. Les pratiques agricoles plus intensives engendrent une turbidité plus élevée que dans les milieux naturels. Cette étude apporte des éléments afin de mieux comprendre la distribution ainsi que l'évolution des patrons de turbidité et démontre que l'agriculture intensive impacte négativement la qualité de l'eau et cela à un moment critique pour la santé à long terme du lac Saint-Pierre. Nos résultats contribueront à développer des stratégies afin de diminuer les impacts des activités anthropiques dans cet écosystème riche et unique.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	ii
AVANT-PROPOS	iii
RÉSUMÉ	iv
LISTE DES FIGURES ET TABLEAUX	vii
CHAPITRE I	
INTRODUCTION	1
1.1 Mise en Contexte.....	1
1.2 Problématique	3
1.3 Objectif du projet	6
CHAPITRE II	
CADRE THÉORIQUE	7
2.1 Impact de l'agriculture sur la qualité de l'eau.....	7
2.1.1 Pratiques agricoles à risque	8
2.1.2 Pollution par les sédiments.....	9
2.1.3 Pollution par les nutriments.....	10
2.2 Impact de la turbidité sur les écosystèmes	10
2.3 Mesurer la turbidité par télédétection	12
CHAPITRE III	
USING REMOTE SENSING TO ASSESS HOW INTENSIVE AGRICULTURE IMPACTS THE TURBIDITY OF A FLUVIAL LAKE FLOODPLAIN	17
Abstract.....	18
Introduction	19
Methods	21
Field sampling	21
Sentinel-2 images	22
Land use data.....	23
Sentinel-2 water turbidity algorithm development	24
Digital elevation model for water level modelling	25

Turbidity mapping.....	25
Analysis of the impact of land use on water turbidity	26
Results	27
Sentinel-2 turbidity model.....	27
Impact of land use on water turbidity	30
Discussion.....	32
Conclusion	36
Acknowledgements	36
References	36
CHAPITRE IV	
CONCLUSION GÉNÉRALE.....	40
4.1 Principaux résultats du mémoire	40
4.2 Autres contributions au Pôle	41
4.3 Conclusion et perspectives futures	42
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	43
ANNEXE A	
MONITORING WATER TURBIDITY IN A TEMPERATE FLOODPLAIN USING UAV: POTENTIAL AND CHALLENGES.....	50

LISTE DES FIGURES ET TABLEAUX

Figure		Page
1.1	Plaine inondable du lac Saint-Pierre ainsi que les zones de crue de récurrence 0-2 ans (en rose), 0-20 ans (en bleu), et 0-100 (en vert). (Tirée du Document d'Introduction du Plan de gestion intégrée régional du lac Saint-Pierre d'octobre rédigé par la Table de Concertation Régionale du Lac Saint-Pierre, 2018.)	2
1.2	Sites d'étude pour le Pôle d'expertise multidisciplinaire en gestion durable du littoral du lac Saint-Pierre. Image Sentinel-2 du 6 mai 2019	3
1.3	Distribution spatiale des différentes masses d'eau du lac Saint-Pierre en fonction de leur origine. (Tirée de Talbot, 2006.)	5
2.1	Impacts négatifs d'un enrichissement de sédiments anthropogénique dans un système aquatique lotique sur les niveaux trophiques inférieurs. (Tirée de Kemp et al., 2011.)	12
2.2	Réflectance (Rrs) de l'eau (bleu), de l'eau avec de hautes concentrations de CDOM (bleu foncé), de l'eau avec de hautes concentrations de chlorophylle (vert), et de l'eau avec de hautes concentrations de sédiments (orange). (Tirée d'une formation en ligne de Palacios pour la NASA.)	14
Tableau		
2.1	Bilan des pratiques agroenvironnementales sur la qualité de l'eau et l'érosion (Tiré de Guillou, 2016.)	9
2.2	Exemple de différents types d'algorithmes utilisés dans la littérature pour mesurer la turbidité et la concentration de matières en suspension (Adapté de Golizadeh et al., 2016.)	15

CHAPITRE I

INTRODUCTION

1.1 Mise en Contexte

Le lac Saint-Pierre est un élargissement peu profond du fleuve Saint-Laurent au Québec situé entre Tracy et Nicolet (de la Chenelière et al., 2014). C'est un site d'une grande importance écologique, aux nombreux services écosystémiques et récréatifs (MDDEFP, 2013). Bordé de milieux humides d'une grande richesse, il a été reconnu comme un Site RAMSAR en 1998 (Gouvernement du Québec, 1998) et Réserve mondiale de la biosphère par l'UNESCO en 2000 (UNESCO, 2000). Une grande variété d'espèces de plantes et d'animaux est supportée par la diversité d'habitats qui constitue le lac Saint-Pierre et sa plaine inondable. Elle est la plus grande halte migratoire de l'est du Canada pour la sauvagine et accueille jusqu'à 288 espèces d'oiseaux et 79 espèces de poissons (Gouvernement du Québec, 1998). On y a aussi observé 89 espèces menacées, vulnérables ou sur le point de le devenir (Table de concertation régionale du lac Saint-Pierre, 2018).

Dépendamment de l'importance des inondations, la partie occupée par la plaine inondable peut occuper entre 9 et 45 % de la superficie sous l'eau lors de l'inondation (Figure 1.1) (Farly et al., 2019). Jusqu'aux années 1990, quand l'eau se retirait, certaines parties de la plaine inondable étaient utilisées comme prairies et pâturages (Dauphin et Jobin, 2016). Avec le temps, l'agriculture de la plaine inondable s'est industrialisée, si bien qu'aujourd'hui les pâturages et milieux naturels se sont principalement transformés en agriculture intensive de soja et maïs (Dauphin et Jobin, 2016). Le lac Saint-Pierre, par ses tributaires, draine également près de la moitié des terres cultivées au Québec, ce qui entraîne une charge importante d'azote, de phosphore, de pesticides et de sédiments (de la Chenelière, 2014). Compte tenu des activités humaines qui se déroulent dans cet écosystème sensible et complexe depuis des décennies, l'état de santé du lac Saint-Pierre et de sa plaine inondable est considéré aujourd'hui comme grandement préoccupant (Table de concertation régionale du lac Saint-Pierre, 2018).

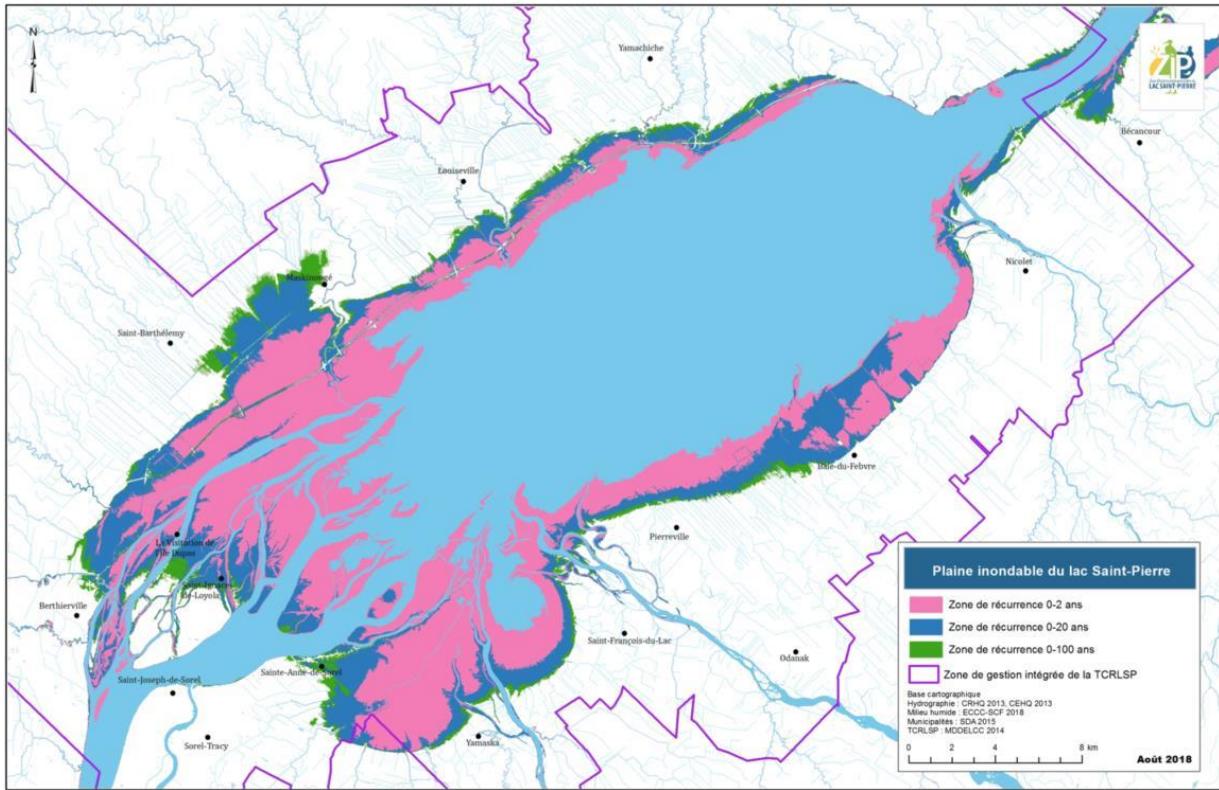


Figure 1.1 : Plaine inondable du lac Saint-Pierre ainsi que les zones de crue de récurrence 0-2 ans (en rose), 0-20 ans (en bleu), et 0-100 ans (en vert). (Tirée du Document d’Introduction du Plan de gestion intégrée régional du lac Saint-Pierre d’octobre rédigé par la Table de Concertation Régionale du Lac Saint-Pierre, 2018.)

En 2018, le gouvernement du Québec a donc créé le Pôle d’expertise multidisciplinaire en gestion durable du littoral du lac Saint-Pierre. Ce groupe de recherche a pour but de développer, évaluer et proposer des solutions pour favoriser la conservation du lac Saint-Pierre ainsi que de définir et promouvoir une agriculture durable adaptée à l’écosystème de celui-ci (Gouvernement du Québec, 2018). Pour répondre à leur mission, l’équipe du pôle de recherche a sélectionné des parcelles de quatre zones agricoles inondées lors des crues printanières autour du lac Saint-Pierre (Figure 1.2). Trois axes sont étudiés, soit l’environnement, l’agronomie ainsi que le socio-économique. Le design expérimental de l’axe environnement est basé sur l’étude des perturbations sur un gradient de milieu naturel à milieu très perturbé. Ce projet de maîtrise s’inscrit dans ce contexte et tentera de faire la lumière sur les patrons de distribution spatiale et temporelle de la turbidité de l’eau dans la plaine inondable du lac Saint-Pierre.



Figure 1.2 : Sites d'étude pour le Pôle d'expertise multidisciplinaire en gestion durable du littoral du lac Saint-Pierre. Image Sentinel-2 du 6 mai 2019.

1.2 Problématique

Le changement d'utilisation du sol et autres activités anthropiques dans la plaine inondable ont fait perdre entre 3 200 ha et 5 000 ha sur 12 506 ha d'habitats de qualités dans la limite de la zone d'inondation d'occurrence 0-2 ans depuis 1950 (de la Chenelière et al., 2014; Dauphin et Jobin, 2016). Cette perte d'habitat de qualité entraîne une fragmentation ainsi qu'une diminution de la capacité de support de l'habitat et peut également déstabiliser et changer les communautés fauniques dans le lac Saint-Pierre (Hudon et al., 2005, Hudon et al., 2018). Chez les perchaudes femelles du lac Saint-Pierre, cette diminution de population due à la perte d'habitat est estimée à 60 % de 1980 à 1997 (de la Chenelière et al., 2014).

Outre la perte d'habitat, les cultures pérennes et les milieux humides de la plaine inondable se sont transformés au fil des ans en agriculture intensive (Dauphin et Jobin, 2016; de la Chenelière et al., 2014). Ce changement de cultures vient avec un changement des pratiques agricoles qui nécessitent d'avantages d'intrants et qui en retour relâchent plus d'azote, phosphore, sédiments et pesticides dans l'environnement (Ongley, 1996; Pimentel et al., 1997; Blann et al., 2009; Parris, 2011; Vico et al., 2016). Ces changements ont pour effet d'augmenter

la turbidité, amplifier l'eutrophisation et contribuer à un changement d'états alternatifs stables (angl : *regime shift*) (Ongley, 1996; Scheffer et Jeppesen, 2007).

Tous les printemps, lors du dégel et de la fonte du couvert nival, les eaux de ruissellement du bassin versant du lac Saint-Pierre lessivent et lixivient le sol de plus de la moitié des terres cultivées au Québec (de la Chenelière et al., 2014). Elles apportent dans leur course de nombreux éléments organiques et inorganiques et toute cette eau est acheminée dans le littoral du lac Saint-Pierre par ses tributaires (de la Chenelière et al., 2014). La surface du lac augmente de plus de 20 % chaque années pendant cinq à neuf semaines (Table de concertation régionale du lac Saint-Pierre, 2018) ou entre 9 et 45 % selon l'année (Farly et al., 2019). La plaine inondable sert alors de lieu de nidification, d'alimentation et de refuge pour une multitude d'espèces (Dauphin et Jobin, 2016). Cependant, dû à une forte charge sédimentaire de l'eau provenant des tributaires directs du lac Saint-Pierre, la qualité de l'eau de ces zones peuvent être compromise. L'eau des tributaires ne se mélange pas aux autres masses d'eau et est maintenue dans la plaine inondable par ceux-ci (Hudon et Carignan, 2008). Les masses d'eau en provenance de l'amont du lac Saint-Pierre occupent la partie centrale du lac et poussent l'eau des tributaires, de moins bonne qualité, dans la plaine inondable (Figure 1.3). L'eau de moins bonne qualité repose donc dans les milieux qui sont parmi les plus productifs et sensibles du lac (de la Chenelière et al., 2014).

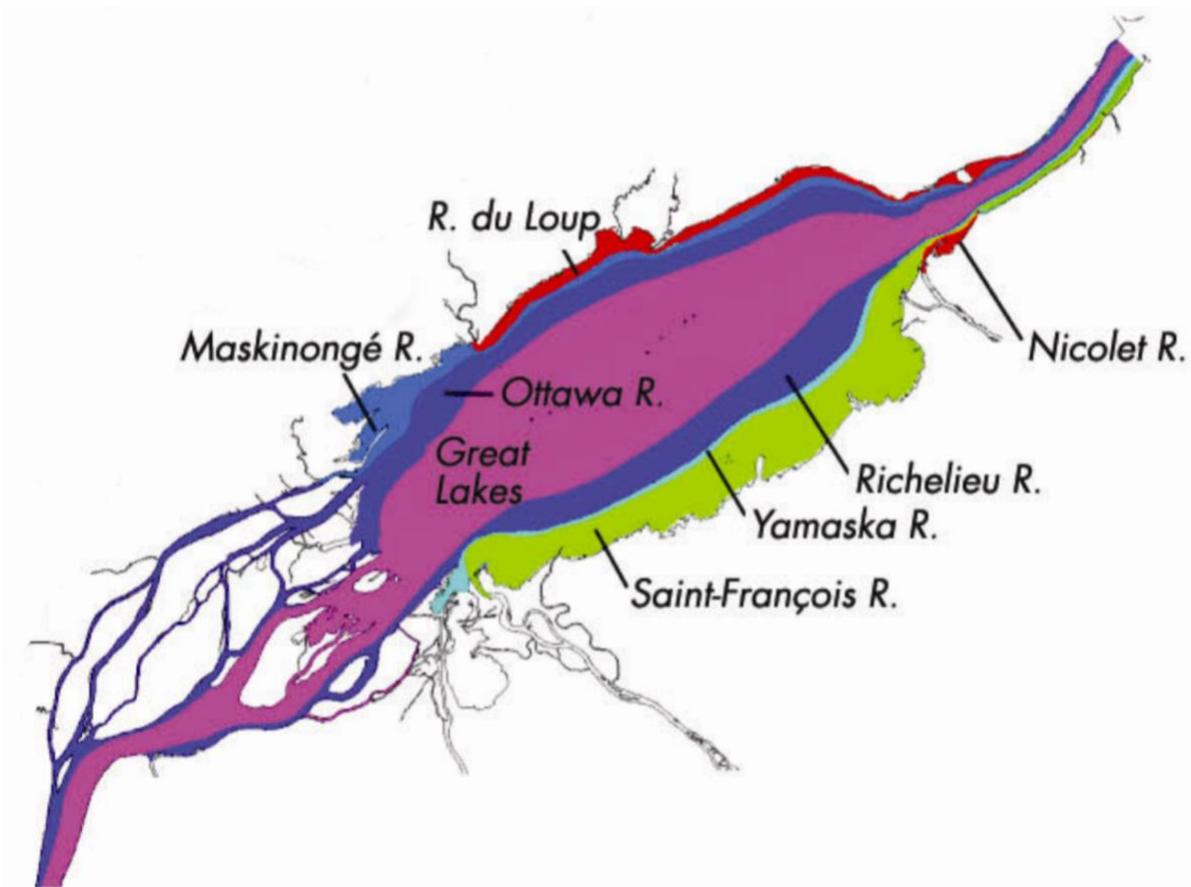


Figure 1.3 : Distribution spatiale des différentes masses d'eau du lac Saint-Pierre en fonction de leur origine.
(Tirée de Talbot, 2006.)

Tous ces stresseurs ont un effet sur l'environnement de la plaine inondable. Depuis 2005, il y a un changement qui a été observé dans les régions peu profondes du lac. Les grands herbiers aquatiques se transforment en tapis de cyanobactéries benthiques (de la Chenelière et al., 2014). On sait que la turbidité affecte négativement le couvert de macrophytes et les prédateurs visuels (Skubinna et al., 1995; Lougheed et al., 2001; De Robertis et al., 2003; Manning et al., 2014). Quand l'eau est plus turbide, moins de lumière arrive à la traverser et à atteindre les macrophytes, ce qui limite la surface que les plantes peuvent occuper (Lougheed et al., 2001). Qui plus est, une augmentation de la charge en éléments nutritifs cause une diminution de la surface de macrophytes au profit de cyanobactéries benthiques (Hudon et al., 2012). Une plus grande turbidité nuit également à des chasseurs visuels qui ont alors plus de difficulté à repérer leurs proies (De Robertis et al., 2003; Manning et al., 2014). Il existe cependant un manque d'information sur la turbidité, son historique et ses effets dans la plaine inondable du Saint-Pierre.

En milieu lacustre, la turbidité n'est cependant pas homogène dans sa distribution ni dans son évolution. Elle suit souvent un gradient en fonction des tributaires et les patrons de distribution de macrophytes influencent également la turbidité (Hudon et Carignan, 2008; Massicotte et al., 2013). Les différentes masses d'eau du lac, qui comportent différents niveaux de turbidité, ne se mélangent pas non plus entre elles. Des comportements semblables ont également été observés dans la plaine inondable (Figure 1.3) (Frenette et al., 2012). Considérant cette grande variation spatiale et temporelle, la télédétection devient un moyen approprié pour étudier la turbidité de la plaine inondable du lac Saint-Pierre par sa capacité à couvrir une grande superficie, avec une grande fréquence et à faible coût.

1.3 Objectif du projet

Le but du projet est de quantifier l'impact des pratiques agricoles sur la turbidité de l'eau dans le littoral du lac Saint-Pierre à l'aide de la télédétection. Afin de répondre au but de l'étude, deux objectifs spécifiques sont définis :

- **Objectif 1 :** Développer un algorithme de la turbidité de l'eau pour la plaine inondable du lac Saint-Pierre à l'aide d'images satellites afin d'évaluer l'évolution spatiale et temporelle de la qualité de l'eau lors de l'inondation printanière.

Nous posons l'hypothèse que les données du nouveau satellite Sentinel-2 permet de mesurer la turbidité de l'eau avec une résolution temporelle et spatiale suffisante pour identifier les principaux patrons de turbidité du lac Saint-Pierre.

- **Objectif 2 :** À partir des cartes de turbidité développées à l'objectif 1, évaluer l'impact des pratiques agricoles dans le littoral du lac Saint-Pierre sur la turbidité de l'eau lors des crues printanières dans la plaine inondable.

Nous posons l'hypothèse que les turbidités vont augmenter avec l'intensification des pratiques agricoles dans le littoral du lac Saint-Pierre à cause d'une diminution de la couverture végétale au printemps qui empêche l'érosion et la mise en suspension des sédiments dans l'eau.

CHAPITRE II

CADRE THÉORIQUE

2.1 Impact de l'agriculture sur la qualité de l'eau

Dans la plupart des pays industrialisés, l'agriculture est la source principale de dégradation de la qualité des eaux continentales ou côtières (Ekholm et Mitikka, 2006; Blann et al., 2009; Mateo-Sagasta et al., 2017). Le Québec n'y fait pas exception et l'agriculture est la principale source de pollution diffuse d'azote (N) et de phosphore (P) dans beaucoup de rivières qui excèdent les critères de qualité (Patoine et al., 2012). Les fermes relâchent de grandes quantités de produits agrochimiques, de matières organiques et de sédiments dans l'environnement et l'eau est le vecteur principal de transport de ces polluants vers l'extérieur des milieux agricoles (Guillou, 2016; Mateo-Sagasta et al., 2017). Ils se fraient éventuellement un chemin vers les milieux aquatiques par ruissellement et lixiviation (Rasouli et al., 2014). Ces polluants viennent alors affecter les caractéristiques lumineuses subaquatiques (Massicotte et al., 2013). La matière en suspension ou dissoute dans l'eau fait varier la turbidité en modifiant la diffusion ou absorption de la lumière et diminue ainsi la pénétration de la lumière dans l'eau (Grobbelaar, 2009). Dans les écosystèmes d'eau douce, la turbidité est principalement déterminée par les particules de matière inorganique en suspension (angl : *suspended inorganic particulate matter* (SPIM)) et la matière organique dissoute colorée (angl : *colored dissolved organic matter* (CDOM)), et est légèrement influencé par la chlorophylle (chl a) (Massicotte et al., 2013). Les deux principaux mécanismes par lesquels l'agriculture peut influencer la turbidité sont par la pollution par les sédiments et la pollution par les nutriments (Ongley, 1996). Les sédiments sont des agents diffusant de la lumière dans l'eau, tandis que les nutriments nourrissent les microalgues ainsi que les cyanobactéries, qui viennent influencer la couleur de l'eau et sa turbidité. Ainsi, les types d'utilisation du sol et les pratiques agricoles auront de forts impacts sur ces deux mécanismes.

2.1.1 Pratiques agricoles à risque

Plusieurs pratiques agricoles favorisent l'exportation de la charge en nutriments et sédiments vers les plans d'eau (Tableau 2.1). De ces pratiques, les cultures annuelles ont un plus grand impact sur l'environnement que les cultures pérennes (Guillou, 2018). Les cultures annuelles augmentent le volume de ruissellement, et par le fait même favorisent la mobilité des nutriments et l'érosion des sédiments (Guillou, 2018). Par leur plus grand nombre de biopores ou macropores, créés par des trous de vers de terre, d'anciens canaux racinaires ou des discontinuités structurelles dans le sol, les cultures pérennes quant à elles favorisent l'infiltration d'eau par écoulement préférentiel et diminuent le volume de ruissellement (Zhang et al., 2015). Les cultures pérennes peuvent réduire le volume d'eau global (drainage + ruissellement) qui est évacué d'une parcelle agricole (Guillou, 2018). L'absence de plantes de couverture rendrait les sols plus vulnérables à l'érosion et à la perte de nutriments, les couvertures de sol par plantes vivantes ou résidus de culture ayant un effet protecteur (Reeves, 1994; Dabney et al., 2001). Les plantes offrent une protection aux sols par leur canopée qui intercepte les gouttes d'eau avant qu'elles n'atteignent le sol et l'effet de paillage des résidus de croissance alors que les résidus de culture servent de tampon entre la surface sol et de l'eau (Blanco et Lal, 2008). Un sol labouré augmenterait aussi les pertes de sol lié au ruissellement de surface et au drainage souterrain (Pesant et al., 1987, Sun et al., 2015; Guillou, 2018). L'agriculture sans labour est l'une des stratégies principales pour contrôler l'érosion du sol et son effet protecteur provient principalement des résidus de culture (Blanco et Lal, 2008). La fertilisation participerait également à l'augmentation du ruissellement d'éléments nutritifs (Guillou, 2018). En donnant au sol plus de fertilisant qu'il a la capacité d'en fixer ou que les plantes peuvent utiliser, l'excès peut alors être transporté dans l'environnement (Mateo-Sagasta et al., 2017).

Tableau 2.1
 Bilan des pratiques agroenvironnementales sur la qualité de l'eau et l'érosion
 (Tiré de Guillou, 2016.)

	Volume d'eau	Érosion	Charge N-NO3	Charge P total
Cultures	↑ en soya ↓ en prairies	↑ CA ↓ CP	↑ CA ↓ CP	0 à ↑ en maïs
Niveau de fertilisation	s.o	s.o	↑	∅
Réduction du travail du sol	0	↓	0	0
Cultures de couverture	0	↓	0	∅
Contrôle de drainage	↑ ruissellement ↓ drainage	∅ ∅	↓ ↓	0 0
Aménagements hydroagricoles	∅	↓	∅	↓

↑ et ↓ = respectivement hausse ou baisse du volume ou de la charge du paramètre analysé

s.o = sans objet

0 = pas d'impact global

∅ = effet non déterminé dans les études analysées

CA = cultures annuelles

CP = cultures pérennes

2.1.2 Pollution par les sédiments

De grandes quantités de sol sont perdus et transportés dans des eaux de surface chaque année (Mateo-Sagasta et al., 2017). Bien qu'une estimation fiable de l'érosion des sédiments soit difficile (Ongley, 1996), plus de 3 millions de tonnes de sol arable seraient perdus par érosion au Québec et jusqu'à 300 000 tonnes uniquement pour la rivière Yamaska (OBV Yamaska, 2004; UPA, 2019). Deux facteurs sont en jeu dans la pollution par les sédiments. D'un côté, une dimension beaucoup plus physique où les particules de sol sont en suspension dans l'eau et viennent créer de la turbidité et éventuellement se déposer dans le fond des cours d'eau, entraînant une multitude de problèmes (Ongley, 1996). Comme mentionné précédemment, certaines pratiques agricoles à risque vont favoriser ce type d'érosion. La deuxième dimension est chimique. Les particules de moins de 63 µm, les limons et argiles, sont les principaux transporteurs dans les systèmes aquatiques de composés chimiques adsorbés tels le phosphore, les pesticides chlorés et la plupart des métaux (Ongley, 1996).

2.1.3 Pollution par les nutriments

Quand l'ajout de nutriments est appliqué à un rythme plus élevé que ce que le sol peut fixer ou que les plantes peuvent utiliser, l'excès peut alors être emporté vers les eaux de surface ou souterraines (Mateo-Sagasta et al., 2017). Au cours des dernières années le Québec a réussi une certaine amélioration au niveau du phosphore qu'il relâche dans les eaux de surfaces (Guillou, 2018). Cependant, entre 1990 et 2004, l'industrie agricole au Canada a augmenté son bilan azoté brut de 85 % (Parris, 2011). Le Canada relâche donc aujourd'hui plus d'azote dans l'environnement qu'en 1990. En fait, l'agriculture et l'élevage sont responsables de 49 % de la pollution azoté au Canada (Rasouli et al., 2014).

Les nitrates et l'ammoniac sont solubles dans l'eau (Mateo-Sagasta et al., 2017), ils se dissolvent donc et se retrouvent dans l'environnement quand celle-ci ruisselle. Le phosphate tant qu'à lui est adsorbé aux particules de sol et se retrouve dans l'environnement quand il y a érosion du sol (Mateo-Sagasta et al., 2017). En entrant dans l'environnement, les nutriments seront utilisés par les macrophytes, les microalgues et les cyanobactéries, pouvant causer des augmentations massives de phytoplancton et d'algues dans l'eau, et ainsi modifier la couleur de l'eau et sa turbidité, et même faire passer le lac d'un état trophique à un autre (Ongley, 1996; Scheffer et Jeppesen, 2007).

2.2 Impact de la turbidité sur les écosystèmes

Dans le milieu aquatique, l'environnement spectral est un moteur important de plusieurs processus écologiques (Massicotte et al., 2013). Les qualités optiques de l'eau, qui sont des indicateurs de la qualité des eaux, déterminent le comportement de la lumière et influence la quantité de lumière (nombre de photons) ainsi que la qualité (distribution spectrale) (Julian et al., 2008). De plus, les nutriments et les sédiments ont des effets physiques et chimiques qui à leur tour influenceront les processus écologiques dans le plan d'eau (Julian et al., 2008). Éventuellement, un enrichissement de sédiments peut venir affecter l'écosystème de diverses façons (Figure 2.1).

Les matières dissoutes ainsi que les particules en suspensions changent les propriétés physiques et chimiques du plan d'eau. La diminution de la pénétration de la lumière est la somme de l'absorption par l'eau elle-même, les composé dissous ainsi que les particules en suspension (Wetzel, 2001). Une augmentation des composés dissous et/ou des particules en suspension entraînera alors une diminution de la quantité de lumière disponible pour les organismes. Bien que la majorité de l'absorption provienne de l'eau elle-même, une augmentation de la matière organique dissoute augmente de façon faible l'absorption dans les longueurs d'ondes dans le rouge et l'infrarouge (Wetzel, 2001). Vu que la solubilité de l'oxygène est fonction de sa température, une eau plus chaude retiendra alors un peu moins d'oxygène (Mortimer, 1981). Une réduction du rayonnement incident dans l'environnement aquatique peut également affecter la photo dégradation de la matière organique ainsi que d'autres procédés biochimiques photo assistés (Julian et al., 2008).

L'augmentation des sédiments en suspension ainsi que de turbidité augmentent le stress sur plusieurs organismes aquatiques. L'augmentation de la turbidité est associée à une diminution de la capacité de pénétration de la lumière et affecte donc directement la productivité primaire ainsi que la distribution du phytoplancton et des macrophytes (Blann, 2009). Le changement de l'environnement spectral aquatique peut même changer la composition des types d'acides gras produits et la qualité nutritive du seston pour les consommateurs primaires (Massicotte et al., 2013). La réduction de la productivité primaire entraîne avec elle une cascade d'autres effets négatifs dans la chaîne trophique. Par exemple, il y a une augmentation de la mortalité, une réduction du taux de croissance, de la reproduction et du recrutement, une réduction des fonctions biologiques ainsi que le développement de comportements d'évitement chez plusieurs organismes de la chaîne trophique (Henley et al., 2000). L'augmentation de la charge en sédiments est aussi associée à une augmentation de l'abrasion qui vient réduire l'attachement du périphyton et endommager les tissus d'animaux ou de plantes (Kemp et al., 2011). Chez les poissons, l'augmentation de la turbidité et de la sédimentation sont liés à un changement des comportements de frai, une réduction de la survie des larves, une diminution de l'efficacité de l'alimentation ainsi qu'une réduction de la croissance et une diminution de la diversité (Blann et al., 2009). Tous ces effets finissent par engendrer un changement irréversible dans les communautés aquatiques au profit d'espèces tolérantes à une faible visibilité de l'eau, à peu d'oxygène et à une faible qualité de l'eau (Blann et al., 2009).

Au lac Saint-Pierre, il a été démontré que la dégradation de la qualité de l'eau a détérioré les habitats de croissance de la perchaude (Table de concertation régionale du lac Saint-Pierre, 2018). Les fortes charges en nutriments provenant des tributaires agricoles du lac Saint-Pierre viennent transformer les forêts de vallisnerie (*Vallisneria americana*) en désert de cyanobactéries benthiques. Ces perturbations résultent ultimement à une diminution des invertébrés benthiques à la base de l'alimentation des jeunes perchaudes et réduit ainsi leur potentiel de survie hivernale (de la Chenelière et al., 2014).

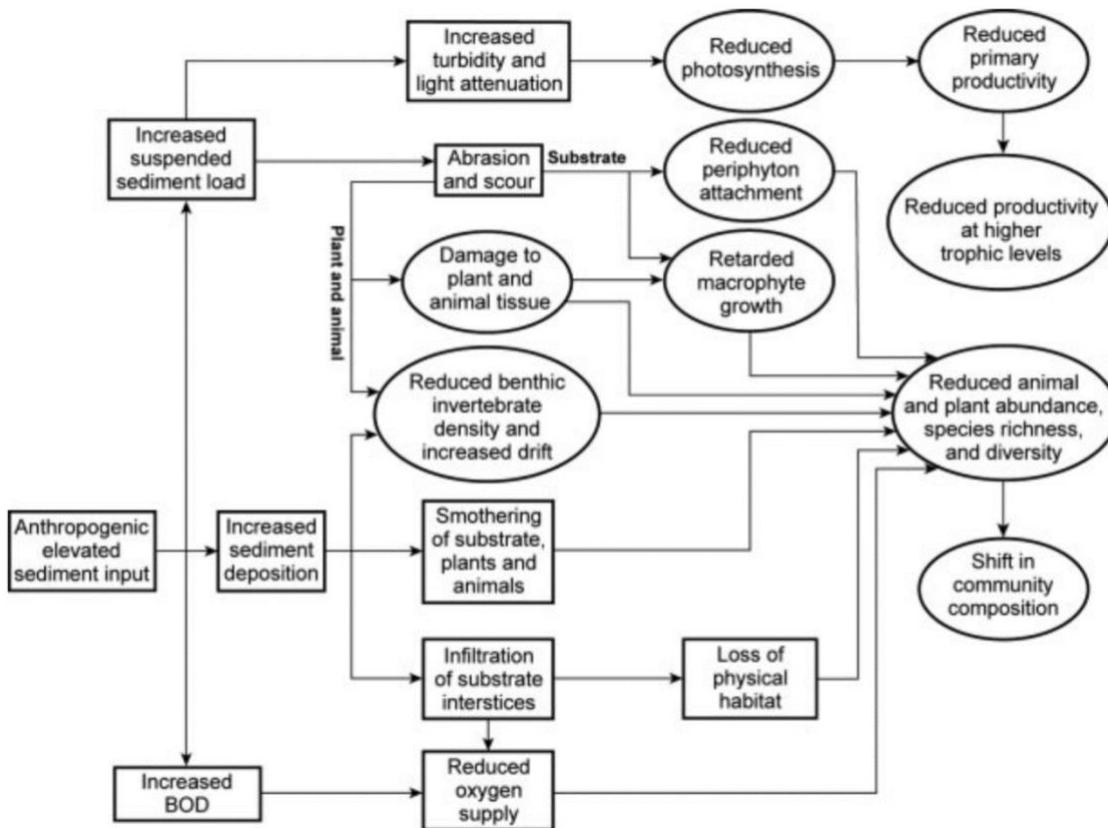


Figure 2.1 : Impacts négatifs d'un enrichissement de sédiments anthropogénique dans un système aquatique lotique sur les niveaux trophiques inférieurs. (Tirée de Kemp et al., 2011.) Les rectangles représentent des effets physicochimiques et les ovales les réponses biologiques.

2.3 Mesurer la turbidité par télédétection

La télédétection est fortement ancrée dans la physique pour les applications en environnement. Les différents capteurs utilisés mesurent les ondes électromagnétiques réfléchie

par les surfaces afin d'en mesurer les caractéristiques. Dépendant des caractéristiques intrinsèques de l'objet, les ondes électromagnétiques réagiront différemment avec ceux-ci. L'absorption, la réflexion et la transmission d'un objet sont donc différentes selon les caractéristiques d'un milieu ou d'une surface. Elles ont chacune ce que l'on appelle une signature spectrale. La télédétection utilise ces différences dans la réflectance des ondes électromagnétiques afin d'acquérir à distance des informations sur les propriétés de certaines matières (Chuvieco, 2016). Ainsi, depuis plus de quatre décennies, la télédétection a été utilisée pour mesurer les caractéristiques de la physico-chimie des plans d'eau.

L'eau pure possède généralement une faible réflectance des ondes électromagnétiques (Chuvieco, 2016). Sa plus grande réflectance, bien que faible, se situe dans le bleu et elle diminue à mesure que l'on s'approche du rouge et de l'infrarouge (Chuvieco, 2016). Par contre, la couleur de l'eau peut être déterminée par les composantes spectrales et les concentrations des composés colorés qui y résident telles que les matières inorganiques en suspension (SPIM), la matière organique chromophorique, aussi appelé carbone organique dissout coloré (CDOM), ainsi que la chlorophylle (Chl-a) (Laanen, 2007; Massicotte et al., 2013) (Figure 2.2). Les SPIM causent une augmentation de la réflectance dans l'ensemble du visible et de l'infrarouge à cause de la diffusion de la lumière par les particules dans l'eau (Chuvieco, 2016). La diffusion augmente généralement avec la longueur d'onde. Le CDOM augmente l'absorption de la lumière principalement dans les régions du bleu et vert, ce qui induit une diminution de la réflectance dans ces longueurs d'ondes (Coelho et al., 2017), alors que le phytoplancton, via la Chl-a, vient augmenter la réflectance dans la région du vert et diminue la réflectance dans le bleu et rouge (Hafeez et al., 2019). Ce sont donc les constituants optiquement actifs dans l'eau qui modifient la façon dont la lumière interagit avec l'eau et change la signature spectrale de celle-ci (Laanen, 2007 ; Gholizadeh et al., 2016 ; Bagheri, 2017). Par contre, plusieurs autres éléments, telle que la profondeur de pénétration de l'onde électromagnétique dans l'eau, l'éclairement et la rugosité de la surface (vent) peuvent aussi influencer le signal mesuré par les capteurs.

Un système de classification des eaux, basé sur la réflectance, apporté par Gordon et Morel (1983) a été abondamment utilisé dans la littérature (Mobley et al., 2004; Mishra, 2017).

Les eaux de Type 1 sont des eaux dont les propriétés optiques sont principalement déterminées par le phytoplancton et covarient avec les autres constituants optiques; des eaux où le principal moteur des processus optiques est biologique (Gordon et Morel, 1983; Mobley et al., 2004; Mishra, 2017). Les eaux de Type 2 quant à elles, sont les eaux fortement influencées par d'autres constituants et dont les concentrations ne covariant pas avec le phytoplancton (Gordon et Morel, 1983; Mobley et al., 2004; Mishra, 2017). Ce sont des eaux où le principal moteur des processus optiques est abiotique (Mobley et al., 2004). Cette classification est principalement utilisée pour aider à la modélisation des propriétés de l'eau (Mobley et al., 2004; Mishra, 2017).

Bien que cette classification présente certains avantages et limitations pour l'environnement marin, elle s'applique moins bien aux eaux intérieures. Les eaux intérieures sont optiquement plus complexes et créent plus d'incertitudes dans les modèles. Dans un même système aquatique d'eaux intérieures, il est possible d'avoir plusieurs régions dont le principal constituant optique est différent. L'utilisation de la télédétection pour les eaux intérieures peut donc comporter certains défis supplémentaires par rapport à l'océan (Mishra, 2017).

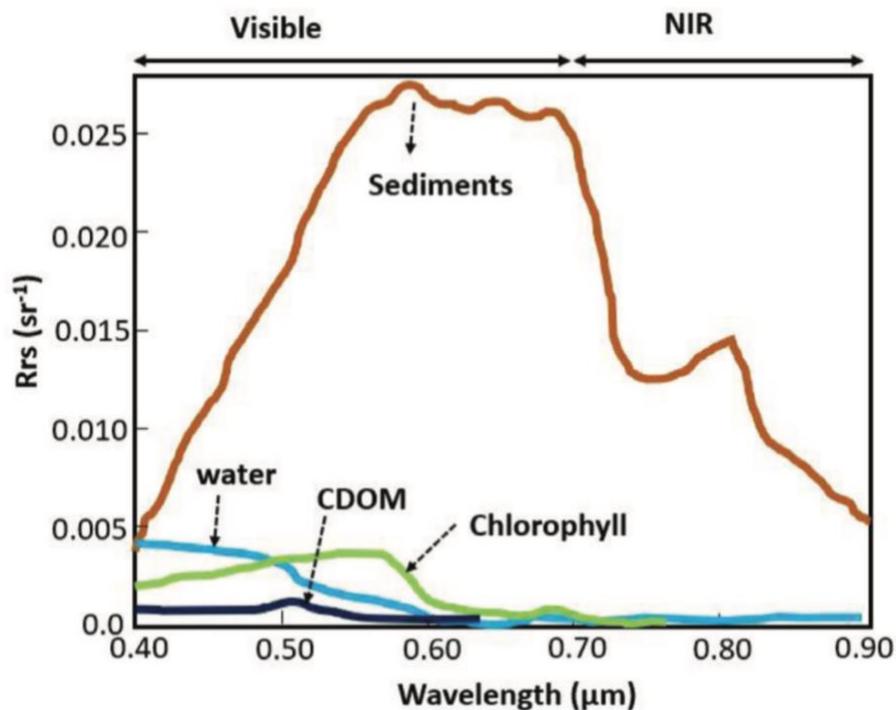


Figure 2.2 : Réflectance (Rrs) de l'eau (bleu), de l'eau avec de hautes concentrations de CDOM (bleu foncé), de l'eau avec de hautes concentrations de chlorophylle (vert), et de l'eau avec de hautes concentrations de sédiments (orange). (Tirée d'une formation en ligne de Palacios pour la NASA.)

Depuis plusieurs années, la télédétection de la couleur de l'eau est utilisée avec succès pour cartographier la turbidité de plusieurs plans d'eau (Khorram et al., 1991; Cox et al., 1998; Hellweger et al., 2004; Brezonik et al., 2005; Wang et al., 2006; Papoutsas et al., 2014; Dogliotti et al., 2015). Bien que cette technique soit moins précise que les mesures *in-situ*, la télédétection présente tout de même de nombreux avantages telle la possibilité d'analyser les variations temporelles et spatiales à une bien plus grande échelle et à meilleur coût (Golizadeh et al., 2016). Ce qui fait qu'au fil des ans, plusieurs algorithmes ont été développés (Tableau 2.2) et la télédétection est maintenant couramment utilisée pour estimer la turbidité (Mouw et al., 2015).

Tableau 2.2

Exemple de différents types d'algorithmes utilisés dans la littérature pour mesurer la turbidité et la concentration de matières en suspension
 (Adapté de Golizadeh et al., 2016.)

Combinaison de bandes	Capteur	Référence
Pondéré rouge (0.60 - 0.70 µm) et proche IR (0.75 - 0.90 µm)	TriOS-RAMSES	Dogliotti et al. (2015)
Ratio vert (0.50 - 0.60 µm) et rouge (0.60 - 0.70 µm)	Landsat 5-TM	Wang et al. (2006), Akbar et al. (2010)
	PROBA-CHRIS	Osinska-Skotak et al. (2007)
	IRS-LISS-III	Somvanshi et al. (2012)
Ratio bleu (0.40 - 0.50 µm) et rouge (0.60 - 0.70 µm)	Landsat 5-TM	Cox et al., 1998
	AISA	Chipman et al. (2009)
Ratio proche IR (0.75 - 0.90 µm) et rouge (0.60 - 0.70 µm)	MODIS	Wu (2016)
	ALOS-AVNIR-2	Bhatti et al. (2008)
Bande seule - proche IR (0.75 - 0.90 µm)	SPOT	Ismail et Norsaliza (2010)
	Landsat 7-ETM+	Onderka (2008)
	CASI	Shafique et al. (2003)
Bande seule - rouge (0.60 - 0.70 µm)	Landsat 7-ETM+	Papoutsas et al. (2014)
	Landsat 5-TM	Hellweger et al. (2004), Brezonik et al. (2005), Papoutsas et al. (2014)
	HICO	Keith et al. (2014)
	PROBA-CHRIS	Papoutsas et al. (2014)
Bande seule - vert (0.50 - 0.60 µm)	Landsat 5 -MSS	Khorram et al. (1991)
	IRS-LISS-III	Mahato et al. (2004)

Les algorithmes les plus simples n'utilisent qu'une seule bande alors que d'autres en utilisent plusieurs. Pour les satellites Landsat 5 et 7, Khorram et al. (1991) ont démontré que la turbidité peut être analysée avec la bande verte. De leur côté, Hellweger et al. (2004), Brezonik et al. (2005) et Papoutsas et al. (2014) ont démontré que la turbidité peut être analysée avec la bande rouge et Onderka et al. (2008) ont démontré que la concentration de matière en suspension peut être analysée avec la bande du proche infrarouge (PIR). Des ratios ont aussi été développés. Par exemple, Cox et al. (1998) ont utilisé un ratio des bandes bleu et rouge alors que Wang et al. (2006) et Akbar (2010) ont utilisé un ratio des bandes verte et rouge. Dogliotti et al. (2015) a utilisé une combinaison pondérée des bandes rouge et PIR afin de prendre en compte le fait que la bande rouge a une plus grande sensibilité pour de faible turbidité, alors que la bande PIR a une plus grande sensibilité pour de grandes turbidités.

À la lumière de la littérature, la télédétection optique offre un fort potentiel pour le suivi de la turbidité de l'eau. Par contre, les caractéristiques physico-chimiques de l'eau contrastées pour différentes régions font en sorte qu'il n'existe pas un algorithme universel précis applicable pour l'ensemble des plans d'eau. Des algorithmes doivent plutôt être développés en fonction des sites étudiés. Ainsi, dans le cadre de ce projet, le potentiel de chacune des bandes spectrales et différents modèles ont été évalués. Dans le contexte de la plaine inondable de lac Saint-Pierre où les charges sédimentaires sont très importantes, le modèle le plus performant est une combinaison des réflectances rouges et infrarouges. Il a donc été utilisé afin de cartographier la distribution spatiale et temporelle des patrons de turbidité et un modèle linéaire mixte a été utilisé afin d'isoler l'effet de l'utilisation du sol sur la turbidité.

CHAPITRE III

USING REMOTE SENSING TO ASSESS HOW INTENSIVE AGRICULTURE IMPACTS THE TURBIDITY OF A FLUVIAL LAKE FLOODPLAIN

Cet article a été soumis au journal *Journal of Great Lake Research*.

Maxime Clermont^{a,b*}, Christophe Kinnard^{a,b}, Daphney Dubé-Richard^{a,b}, Stéphane Campeau^{a,b},
Pierre-André Bordeleau^{a,b}, Arthur de Grandpré^{a,b}, Alexandre Roy^{a,b}

^a Département des sciences de l'environnement, Université du Québec à Trois-Rivières,
3351 Boul. des Forges, Trois-Rivières (Québec) Canada, G8Z 4M3

^b Centre de recherche sur les interactions bassins versants–écosystèmes aquatiques
(RIVE [Research Centre on Watershed-Aquatic Ecosystems Interaction]), Université du
Québec 3351 Boul. des Forges, C.P. 500, Trois-Rivières (Québec) G9A 5H7

Corresponding author: maxime.clermont@outlook.com

Abstract

An empirical algorithm using near-infrared (NIR) and red reflectance from the Sentinel-2 satellite was developed to map the water turbidity of Lake Saint-Pierre's littoral, the largest freshwater floodplain in Québec Province, Canada, during the 2019 and 2020 spring flood. Then, using a linear mixed effect model, we assessed how land use (wet meadows, cultivated grasslands, soybean and corn fields) impacts the water turbidity retrieved from Sentinel-2. An anthropic perturbation spectrum revealed a trend, where turbidity rises along with increasing agricultural perturbations. During the severe and long 2019 flood, the turbidity, compared to wet meadows, was 5% higher over cultivated grassland fields, 30% higher over soybean fields and 57% higher over corn fields. For 2020, a comparatively drier year, the corresponding values were 10% for cultivated grassland fields, 50% for soybean fields and 69% for corn fields. However, land use only explained 4% (2019) and 5% (2020) of water turbidity spatiotemporal variance, whereas the littoral turbidity largely varies due to the sediment load coming from upstream watersheds. Our results indicate that, despite complex processes driving water mass movements in the floodplain, land use within the floodplain measurably impacts the flooded lands water turbidity. Intensive farming practices lead to higher water turbidity compared to natural lands. This study provides evidence that intensive agriculture impacts the water quality in a critical moment for the long-term health of the Lake Saint-Pierre. Our results will contribute to developing strategies to lower anthropic activities impacts on this rich and unique ecosystem.

Keywords: water turbidity, land use, Lake Saint-Pierre, floodplain, Sentinel-2, linear mixed effect model

Introduction

Floodplains are rich ecosystems providing many ecosystemic services (Paillex et al., 2009) and agriculture long benefited from the floodplain highly fertile soils (Schneider, 2010; Verhoeven and Setter, 2010). Unfortunately, this is not without drawbacks. Food crops replaced native plant species, rivers have been straightened, dikes have been erected and drainage systems have been installed (Schneider, 2010). Such changes in floodplains land use downgrade ecological services and jeopardize the ecological integrity of these rich environments.

Between Sorel-Tracy and Trois-Rivières, the Lake Saint-Pierre (LSP) harbours the largest freshwater floodplain in Québec, Canada (MDDEFP, 2013). This wide ($\sim 300 \text{ km}^2$) and shallow ($\sim 3 \text{ m}$) fluvial lake is a widening of the Saint-Lawrence River (Farly et al., 2019) and includes 28,000 ha of submerged terrestrial and riparian areas in the 0–2-year flood recurrence zone of the littoral (MDDEFP, 2013). Thanks to its rich wetlands, LSP became a RAMSAR site in 1998, and a UNESCO World Biosphere Reserve in 2000. The wide range of habitats in the lake and its floodplain supports a broad biodiversity. As the largest waterfowl staging area in eastern Canada, it is home to 288 bird species, 79 fish species (MDDEFP, 2013), and 89 at-risk species (TCRLSP, 2018). Also, during the flood season, 48 species of fish (bullhead, carps, cyprinids, pikes, and perch) have been documented to use the floodplain as breeding grounds and fry rearing, most notably, the yellow perch (*Perca flavescens*) (TCRLSP, 2018). Unfortunately, in the last 25 years, stocks of yellow perch sharply declined by 86% in the LSP due to fishing pressure and degrading habitat (de la Chenelière, 2014). This decline resulted in a fishing ban established in 2012 (de la Chenelière, 2014).

The LSP floodplain, historically used as prairies and pastures by local farmers, now serves industrialized farming activities. Between 1950 and 1997, the surface used for annual crops, such as corn and soybeans, increased by 225% (de la Chenelière et al., 2014). Such changes increased agricultural inputs, resulting in higher agrochemical release (sediments, agrochemical residues, organic matter) in the environment (TCRLSP, 2018). Furthermore, between 1950 and 2014, up to 5,000 ha of quality habitats disappeared due to anthropic pressure in the 0–2 years littoral zone (de la Chenelière et al., 2014). Without much vegetation to stabilize the soil, sediments can be resuspended in the water column (Sherrif et al., 2015). Among industrialized

agricultural practices, annual crops have a higher runoff than perennial crops and cause more sediment loss (Guillou, 2018). Tillage also contributes to soil erosion. For example, an experiment conducted over three consecutive growing seasons showed that a no-till method reduces soil losses by 92% in corn fields (Pesant et al., 1987). Increased erosion leads to higher water turbidity, reduces light penetration and therefore decreases primary production (Blann, 2009; Sherrif et al., 2015), and phytoplankton and macrophytes distribution (Blann, 2009). LSP suffered a decline in submerged aquatic vegetation (de la Chenelière, 2014) and in the maximum depth of plant colonization (Hudon et al., 2018), some critical habitats that provide shelter and food for fish (Hudon et al., 2012).

The LSP floodplain is a complex hydrological environment where turbidity shows spatial and temporal heterogeneity. Waters with a high sedimentary load come mostly from agricultural-dominated upstream areas and water masses do not mix within the lake. Those tributaries with highly turbid waters flow into the floodplain in the most sensitive and productive areas (de la Chenelière et al., 2014). The result is around 28,000 ha of submerged area with an optically complex environment. Since the sediment-rich upstream water flows into the floodplain, where agricultural fields stretch, the challenge lies in isolating the tributaries contribution on water turbidity, versus land use. Hence, we must identify if land use within the floodplain impacts turbidity or if tributaries mostly govern it. Land use planning relies on such information to improve the water quality and to help regain ecological services in the LSP floodplain.

Remote sensing offers great potential for monitoring water turbidity with its ability to observe large areas. Extensive research assesses the use of optical remote sensing to retrieve turbidity, and numerous algorithms over different regions have been developed (Gholizadeh et al., 2016). Using data retrieved from Landsat 5 satellites to study the coast of Sicily, Khorram et al. (1991) demonstrated that turbidity can be analyzed with the green band. Hellweger et al. (2004), Brezonik et al. (2005), and Papoutsas et al. (2014) used the red band to retrieve water turbidity in, respectively, the New York harbour, Minnesota lakes and a reservoir in Cyprus, while Onderka et al. (2008) demonstrated that the concentration of suspended matter can be retrieved with the near infrared (NIR) band in a Slovak river. Band ratios have also been used.

For example, Cox et al. (1998) used a ratio of blue and red bands in US reservoirs, while Wang et al. (2006) and Akbar (2010) used a ratio of green and red bands to monitor water turbidity in lakes in the US and Canada, respectively. Dogliotti et al. (2015) showed that the red band is more sensitive to low turbidity water, while the NIR band performed better for higher turbidity. Hence, they developed an approach using a weighted combination of red and NIR bands. However, to our knowledge, no turbidity algorithm can universally perform across all water bodies.

This study aims to quantify the impact of land use on the LSP floodplain water turbidity. To achieve this goal, we 1) developed an empirical turbidity model specific to the LSP floodplain using Sentinel-2 data, and we 2) performed a linear mixed model analysis to evaluate how different land use (wet meadows, cultivated grasslands, soybean fields, corn fields) impact water turbidity, considering spring flood seasonality and major tributaries influence zones.

Methods

Field sampling

The Sentinel-2-based turbidity algorithm developed through this study was calibrated using in situ turbidity measurements from the LSP floodplain ($T_{\text{in situ}}$ in FNU [Formazin Nephelometric Unit]). In situ turbidity measurements were made using a multiparameter probe equipped with a GPS (Hanna HI98290) during the 2019 spring flood. Three sites were sampled between April 23 and June 12, 2019: Baie-du-Febvre, in the Baie-du-Febvre sector (BAIE); Saint-Barthélemy, in the Chicot River sector (CHIC); and Pierreville, in the Saint-François River sector (STFR) (Fig. 1). Transects were carried out from a kayak carrying the multiparameter probe to continuously measure water turbidity in the floodplain. The data was visually pretreated to omit inconsistent turbidity measurements (probe hitting the bottom of the floodplain, probe out of water, etc.) and turbidity measurements in non-open areas (forest, high vegetation, etc.).

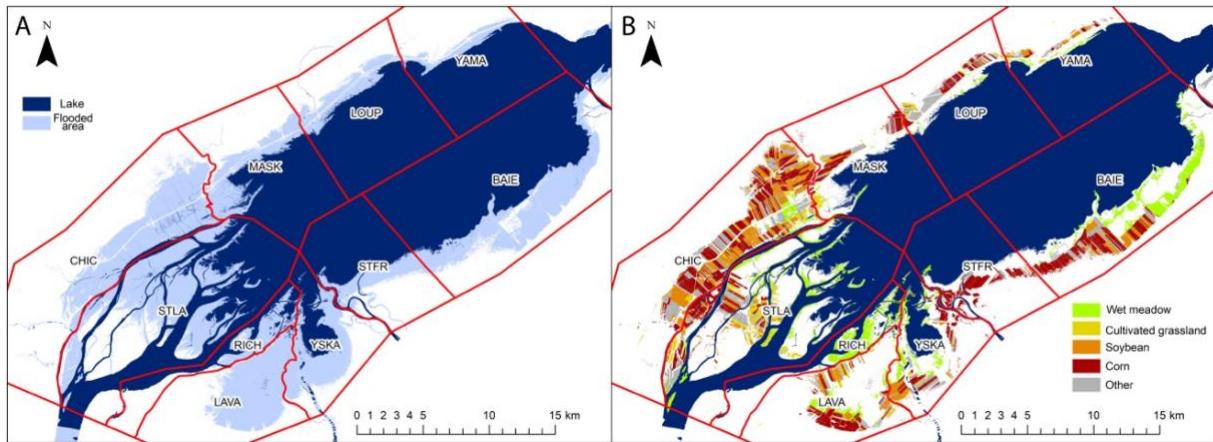


Fig. 1. Study area.

(A) Lake Saint-Pierre flooding area. The dark blue represents normal water levels and the light blue represents the maximum flooding area for 2019. (B) Land use within the 2019 flooding area. Wet meadows are represented in green, cultivated grasslands in yellow, soybeans in orange, corn in red and other crops in grey (details in the Land use data section). Zones in white are either outside the 2019 flooding area or are non-agricultural zones. In both maps, red lines delineate different water masses defined in this study (see section Analysis of the impact of land use on water turbidity). BAIE stands for the Baie-du-Febvre sector, CHIC the Chicot River, LAVA the Lavallière Bay, LOUP the Rivière du Loup River, MASK the Maskinongé River, RICH the Richelieu River, STFR the Saint-François River, STLA the Saint-Laurence River, YAMA the Yamachiche River and YSKA the Yamaska River.

The three sampling sites were selected to represent different water masses within the Lake Saint-Pierre. Saint-Barthelemy (BART) is on the northern shore and its water turbidity is influenced by upstream lands with high agricultural cover. Pierreville (PIER) and Baie-du-Febvre (BAIE) are on the south shore of the lake. In spring, Baie-du-Febvre receives a lot of water from small agricultural sediments-loaded streams, while Pierreville is mainly flooded by the Saint-François River with low turbid water. Each sampling site is characterized by a land use gradient from natural to highly impacted (wet meadows, cultivated grasslands, soybeans, corn).

Sentinel-2 images

Through the Copernicus program, the European Space Agency gives free access to the Sentinel-2 satellite images. Images are Level-2A Bottom of Atmosphere reflectance with a spatial resolution of 10 m for the blue, green, red and NIR bands. The Atmospheric correction was performed with the Sen2Cor processor (Gascon et al., 2017). For the 2019 flood season,

eleven satellite images were available, of which eight were used for calibrating the water turbidity algorithm (Table 1). Five images were available for 2020.

Table 1. Sentinel-2 images available for 2019 and 2020 flood seasons. Images without turbidity measurements were used to analyze land use impact on turbidity. The Sampled area column shows where we performed in situ measurements that day, for the visual, see the corresponding Fig. S1 (Supplementary material section).

Dates	Nb of turbidity measurements	Sampled area
2019-04-21	-	-
2019-04-23	340	CHIC
2019-05-06	736	BAIE
2019-05-08	668	CHIC
2019-05-16	638	BAIE
2019-05-18	158	STFR
2019-05-26	-	-
2019-06-05	240	CHIC
2019-06-07	128	STFR
2019-06-12	105	BAIE
2019-06-17	-	-
2020-04-07	-	-
2020-04-20	-	-
2020-04-25	-	-
2020-05-02	-	-
2020-05-07	-	-

Land use data

The land use data were obtained from *The Parcels and Reported Agricultural Productions Database* from *La Financière agricole du Québec* (FADQ, 2016), a public database from the Gouvernement du Québec. The database contains detailed geospatial data from agricultural lots in Québec, in addition to crops reported by the financier's clients since 2003. We selected data from 2018 and 2019 concerning soybeans, corn and agricultural grasslands since land use at the

moment of flooding is determined from the crops of the previous year. Wet meadows geospatial data were obtained from Ducks Unlimited and the Gouvernement du Québec database (Ducks Unlimited and MELCC, 2020), including detailed geospatial data from different wetland types surrounding Lake Saint-Pierre.

Sentinel-2 water turbidity algorithm development

To develop the Sentinel-2 water turbidity (T_{S-2}) algorithm, all the turbidity measurements falling within a given Sentinel-2 pixel were averaged. For each pixel with turbidity measurements, we extracted the reflectance using the pixel mean value and that from the eight other adjacent pixels. It was done to reduce the uncertainty associated with the georeferencing error of Sentinel-2 pixels.

This algorithm was inspired by that from Dogliotti et al. (2015), an empirical algorithm using a weighted combination of satellite-based estimated turbidity from red (ρ_{red}) and near infrared (ρ_{NIR}) reflectances to retrieve a more accurate turbidity estimation (Equation 1). To develop our algorithm, we used 3,013 pixels, each including at least one turbidity measurement. From this dataset, linear, second-degree polynomial, exponential and power functions for blue (ρ_{blue}), green (ρ_{green}), red (ρ_{red}) and NIR (ρ_{red}) reflectances were tested. Similarly to Dogliotti et al. (2015), a preliminary analysis showed that the red band was more sensitive to low turbidity, while the NIR band was more sensitive to high turbidity. Hence, to improve the retrieval algorithm (T_{S-2}), a weighting function (w : between 0 and 1) was used to bridge the gap between the red and the NIR transfer functions as follows:

$$T_{S-2} = (1 - w) * T_{red} + w * T_{NIR} \quad (1)$$

where T_{red} represents the turbidity obtained from ρ_{red} , T_{NIR} represents the turbidity obtained from ρ_{NIR} and w represent the weight of the algorithm that changes linearly from 0 at $\rho_{red} = 0.09$ and 1 at $\rho_{red} = 0.12$. The w upper and lower limit were optimized using an iterative approach to minimize the root mean square error (RMSE) between the satellite and the observed turbidity.

Digital elevation model for water level modelling

To create a model simulating the water levels across Lake Saint-Pierre littoral, a precise 3D reconstruction of the bottom of the lake and its floodplain was carried out using bathymetric and LIDAR data. Combining the two data sets—aquatic and terrestrial—allowed us to create a global and uniform digital elevation model (DEM) with a 1 m² spatial resolution. The DEM is based on bathymetric data produced by the Canadian Hydrographic Service (2015), while Environment Canada provided the LIDAR data (personal communication). Note that to ensure the hydrological pattern integrity, all LIDAR-undetectable underground culverts (5,550 in total) were identified from aerial photographs and manually corrected in the DEM. The Sorel hydrometric station, upstream from the lake, provided the daily river water level measurements we used to model, with the DEM, the water depth spatial distribution in the floodplain around the LSP littoral. The model, created using “Model Builder” from ArcGIS, extrapolates the daily water level from the Sorel hydrometric station from which we derived a binary matrix of the presence or absence of water for the entire lake littoral.

Turbidity mapping

The developed algorithm was applied to Sentinel-2 images found in Table 1 to estimate turbidity and create turbidity maps. The image from May 18, 2019 was excluded due to its high cloud coverage.

To create turbidity maps, we applied three masks on each image to retrieve turbidity in open flooded areas only.

- 1) The water-level model of Lake Saint-Pierre was used to calculate flood extent and exclude land areas.
- 2) A combination of the Sentinel-2 cloud mask product and the scene classification file, both included with the Sentinel-2 images, were used to create a cloud mask. From the scene classification file, we excluded pixels classified as clouds of medium and high probability, as well as cirrus.

- 3) In addition, a threshold on the Normalized Difference Vegetation Index ($[\rho_{NIR} - \rho_{red}] / [\rho_{NIR} + \rho_{red}]$), i.e., $NDVI > 0.1$, and on the Normalized Difference Water Index ($[\rho_{NIR} - \rho_{SWIR}] / [\rho_{NIR} + \rho_{SWIR}]$), $NDWI < 0.15$ was used to mask flooded areas with emerging vegetation. We visually identified thresholds to remove any area where emerging vegetation could perturb the water signal.

Finally, from April 23, 2019, to June 12, 2019, in situ turbidity measurements in Lake Saint-Pierre floodplain ranged from 1.7 to 336.1 FNU across all sites, with a peak usually happening at the beginning of the flood season. Since the model was calibrated with a maximum value of 336.1, all estimated values higher than 500 FNU have been set to 500 to limit extrapolation errors (they sum up to less than 0.1% of all data). Mapping and extractions were done using RStudio 1.3.1073 (RStudio Team, 2020) with *Raster* (v3.3-13; Hijmans, 2020) and *sf* (v0.9-5, Pebesma, 2018) packages.

Analysis of the impact of land use on water turbidity

After interpreting several Sentinel-2 images and with our knowledge from field campaigns, we identified ten distinct sectors around the LSP floodplain where different water masses and tributaries are affecting turbidity (Fig. 1), namely the Baie-du-Febvre (BAIE) sector, influenced by multiple small agricultural streams; the Chicot River sector (CHIC), in the Saint-Barthélémy zone with strong influence from upstream agricultural fields; the Lavallière Bay sector (LAVA); the Rivière du Loup River sector (LOUP), influenced by the river highly turbid water; the Maskinongé River sector, influenced by the river low turbidity; the Saint-François River sector, including the Pierreville Sector, influenced by its low turbid river; the Saint-Laurence River sector (STFR), in the Sorel islands, influenced mostly by water from the Ottawa River and the Great Lakes; the Yamachiche River (YAMA) and the Yamaska River (YSKA) sectors, with high turbidity from their rivers. The Richelieu River (RICH) sector does not have any agricultural field in the floodplain.

A linear mixed model analysis was performed from the Ts-2 turbidity algorithm results to evaluate the impact of land use on turbidity in the open floodplain areas for 2019 and 2020

separately. Turbidity was set as the dependable variable, land use, as a fixed effect, while dates and different sectors were set as random effects. The average turbidity within each agricultural field was calculated and used as a dependent variable and the fields were nested within the sectors. This approach allows quantifying land use impacts while considering the floodplain-wide seasonal turbidity variation and its spatial variations associated with the different tributaries (Fig. 1B). Models were fitted using the RStudio 1.3.1073 (RStudio Team, 2020) and the *lme4* (*v1.1.26*; Bates et al., 2015) package.

Results

Sentinel-2 turbidity model

To develop the turbidity model based on Sentinel-2 observations, we compared multiple spectral bands and regression models with in situ turbidity measurements. To determine the best fit, we calculated the adjusted coefficient of determination (R^2), the root mean square error (RMSE), the mean absolute error (MAE) and the Akaike information criterion (AIC) for the different bands and regression models (Table 2). The ρ_{red} and the ρ_{NIR} performed best across all goodness of fit measures, while the polynomial and power function generally provided the best regression models. The following model is developed based on the ρ_{red} and the ρ_{NIR} combined with the power function fit. A weighted combination of ρ_{red} power function and ρ_{NIR} power function was applied between the reflectance value of 0.09 and 0.12 in ρ_{red} . In other words, we used the ρ_{red} transfer function for reflectance values below 0.09 in ρ_{red} ($w = 0$), and the ρ_{NIR} transfer function for reflectance values higher than 0.12 in ρ_{red} ($w = 1$). We applied a linear transition (w) to the two transfer functions within the lower and upper bounds (equation 1), and optimized the RMSE with an iterative approach. The turbidity product, based on the combination of ρ_{red} and ρ_{NIR} , allows the creation of a reliable spatiotemporal turbidity estimate across the LSP floodplain with an adjusted $R^2 = 0.942$, and a RMSE = 18.27 (FNU) (Fig. 2). The combined ρ_{red} and ρ_{NIR} algorithm was then applied to all available Sentinel-2 images (Fig. S1).

Table 2. The goodness of fit measures for different bands and regressions.

		BLUE	GREEN	RED	NIR
R²	Linear	0.856	0.842	0.882	0.925
	Poly2	0.877	0.881	0.921	0.942
	Power	0.876	0.876	0.918	0.941
	Exponential	0.858	0.876	0.913	0.914
AIC	Linear	29 430	29 711	28 836	27 460
	Poly2	28 972	28 872	27 621	26 690
	Power	28 986	26 988	27 736	26 735
	Exponential	29 379	28 981	27 915	27 879
RMSE	Linear	31.95	33.47	28.94	23.04
	Poly2	29.60	29.11	23.65	20.27
	Power	29.67	29.68	24.11	20.43
	Exponential	31.67	29.65	24.69	22.71
MAE	Linear	22.60	23.37	20.96	18.09
	Poly2	19.82	19.77	15.77	16.13
	Power	20.14	20.54	16.71	16.48
	Exponential	22.71	20.12	17.23	20.47

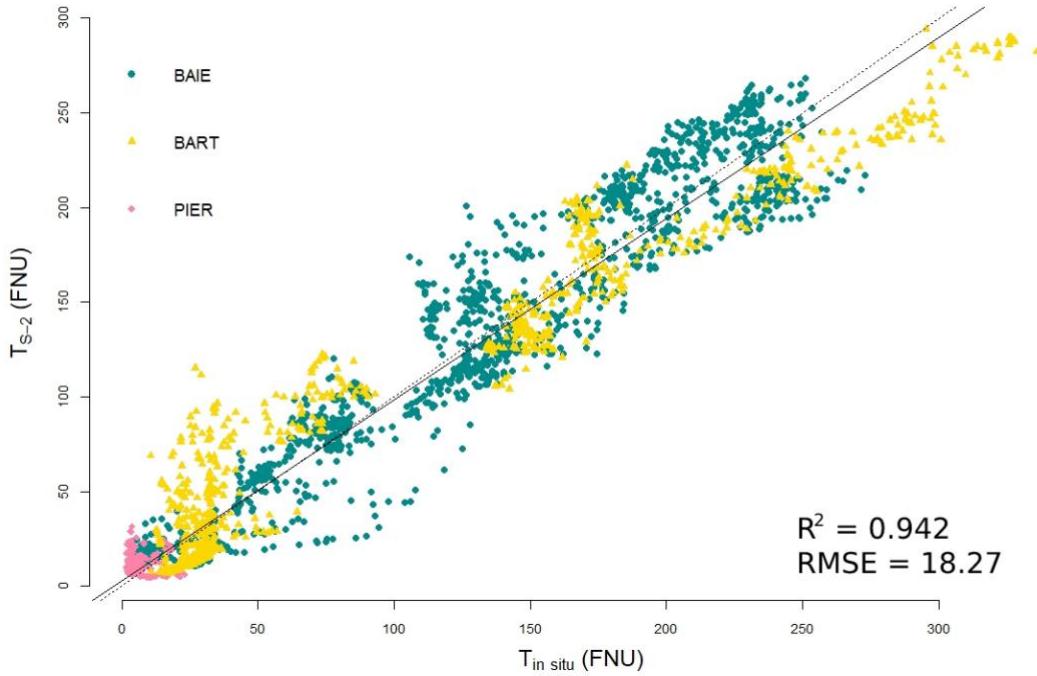


Fig. 2. Sentinel-2 estimated turbidity (T_{s-2} in FNU) as a function of observed turbidity ($T_{\text{in situ}}$ in FNU) for the three sectors sampled. A different colour defines each sector: green for Baie-du-Febvre, yellow for Saint-Barthélemy and pink for Pierreville. The solid line represents the linear regression and the dotted line represent the 1:1 relationship.

From each turbidity map, the mean turbidity within all plots across the LSP littoral (Fig. 1B) were calculated and compared with the LSP water level (Fig. 3). For 2019, the modelled turbidity is very high at the start of the season ($T_{s-2} = 178.5$ FNU on April 21), due to the strong contribution of sediment loads from snowmelt runoff from agricultural tributaries upstream of the floodplain. In mid-season, the modelled turbidity falls to a low point ($T_{s-2} = 76.9$ FNU on May 16), when less turbid waters from the lake enter the floodplain. The end of the season shows a slight increase in turbidity ($T_{s-2} = 130.6$ FNU on May 26th), matching the floodplain discharge, and is followed by a turbidity drop toward the end of the flood. In 2020, the shorter flood brought high turbidity during its first three weeks, turbidity then decreased in early May. However, the lack of available images prevented identifying the turbidity pattern in the end of the 2020 flood season. On one hand, these results show the potential of using the turbidity satellite product to understand the water turbidity temporal variations at the scale of the LSP floodplain. On the other hand, one must remember that the number of plots covered from one date to another with satellite imagery varies according to cloud coverage and water level.

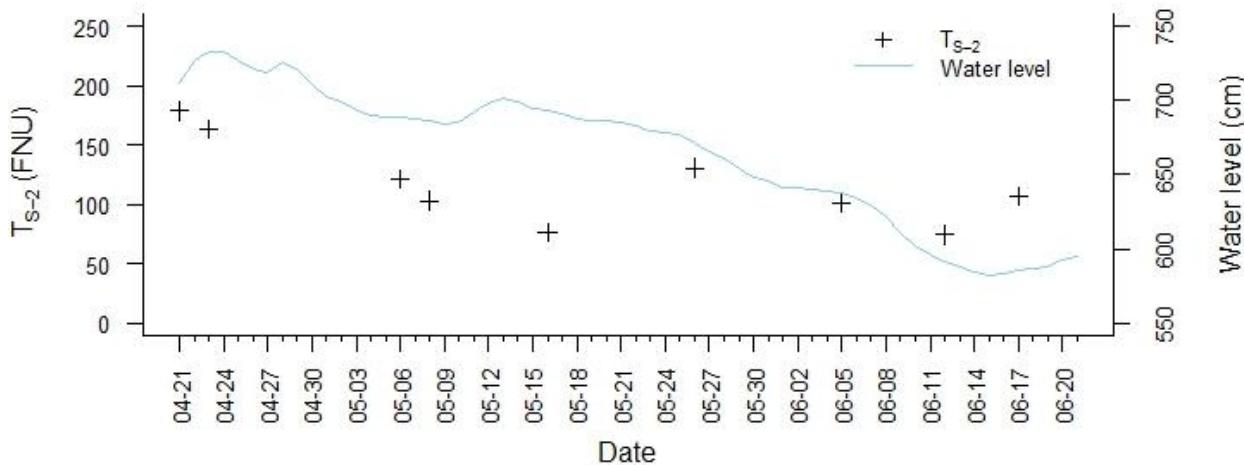
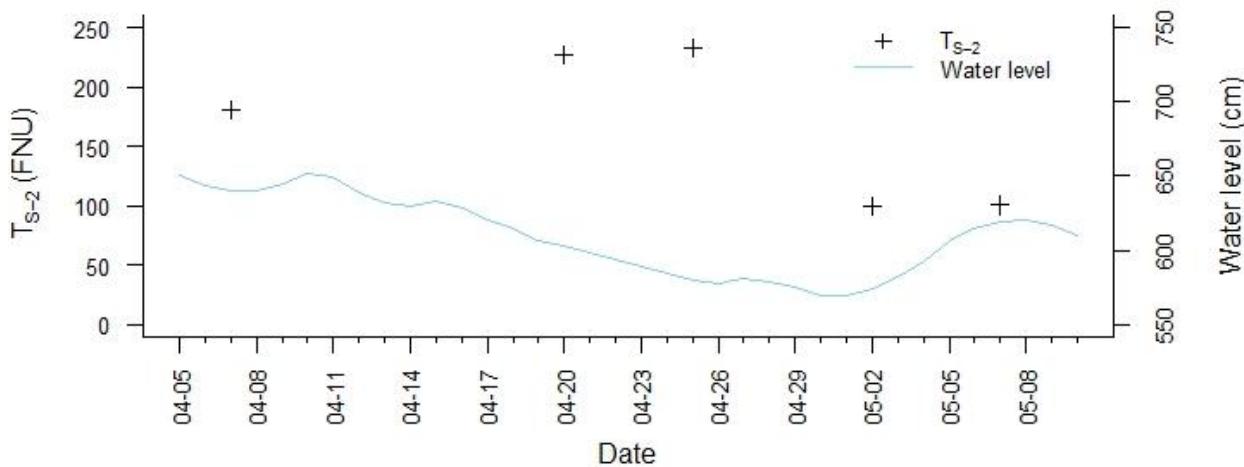
A**B**

Fig. 3. Mean Sentinel-2 estimated turbidity (T_{S-2}) in the littoral zone for all sectors and water level (in cm) by date for the Lake Saint-Pierre, 2019 (A), and 2020 (B) flood season.

Impact of land use on water turbidity

The analysis of T_{S-2} turbidity as a function of land use shows that wet meadows (WM) and cultivated grasslands (CG) had a lower median turbidity than soybean (Soy) and corn fields (Corn) for 2019 (WM = 56.8 FNU, CG = 63.5 FNU, Soy = 119.6 FNU, Corn = 126.5 FNU), and 2020 (WM = 55.2 FNU, CG = 122 FNU, Soy = 313.6 FNU, Corn = 281.3 FNU) (Fig. 4).

The median values for intensive crops and cultivated grasslands were much higher for 2020 than for 2019. The 2019 flood lasting longer probably explains the gap, as the initial turbidity spike less impacts the medians with the fields flooded for more days. Also visible in Fig. 4 is the great spatiotemporal turbidity variation within each land use type. Thus, a linear mixed model (lme) was developed to better isolate the impact of land use on water turbidity, while accounting for seasonal and sector variability.

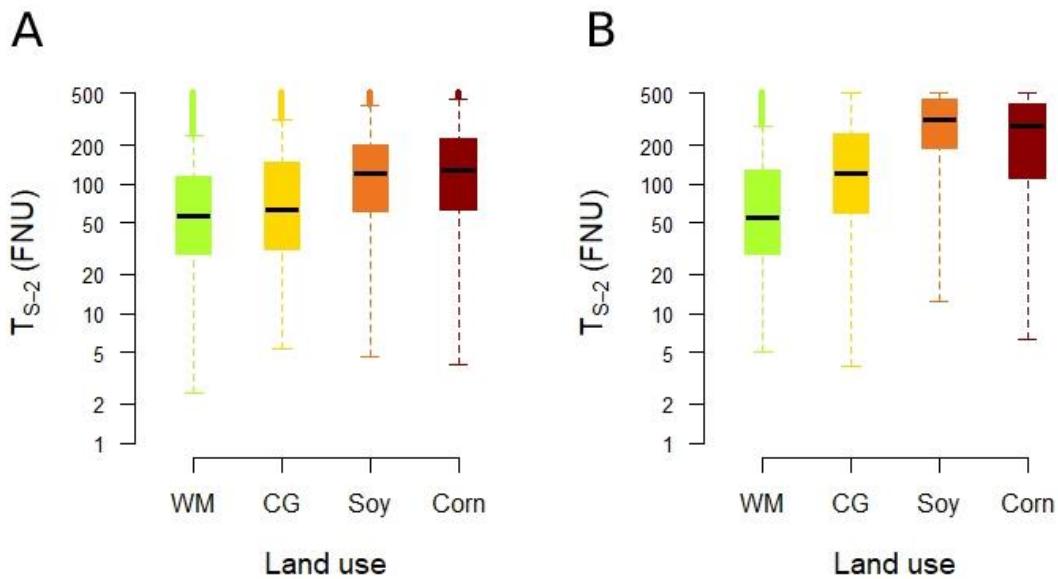


Fig. 4. Boxplot of Sentinel-2 estimated turbidity (T_{S-2} in FNU) by land use for 2019 (A) and 2020 (B). Green represents wet meadows (WM), yellow represent cultivated grasslands (CG), orange represent soybeans (Soy), and red represents corn (Corn).

The linear mixed model shows that land use significantly impacted turbidity; agricultural fields showed higher turbidity, regardless of the sectors and dates (Table 3). Wet meadows were the reference level in the analysis. Table 3 shows that by considering sectors and dates as random effects, the 2019 turbidity, compared to that of wet meadows, was 5% higher in cultivated grassland fields, 30% higher in soybean fields, and 57% higher in corn fields. The turbidity for 2020, compared to that of wet meadows, similarly increases by 10% in cultivated grassland, by 50% in soybean fields, and by 69% in corn fields. Thus, intensive corn and soybean crops strongly correlate with a rise in turbidity when compared to wet meadows. Cultivated grasslands brought a small increase in turbidity compared with wet meadows, but remains nonsignificant in the model.

Table 3. Results of the mixed effect model. The estimate column considers wet meadows as a reference level and other land use as multipliers compared to this reference.

Name	Estimate	Confidence Interval	Std. Error	t value	Pr (> t)
2019					
Wet meadows	62.8	[42.5, 92.2]	1.21	21.52	< 0.001
Cultivated grasslands	×1.05	[0.98, 1.12]	1.03	1.37	0.206
Soybeans	×1.30	[1.24, 1.36]	1.02	10.56	< 0.001
Corn	×1.57	[1.50, 1.65]	1.02	18.26	< 0.001
2020					
Wet meadows	72	[45.7, 113.2]	1.25	19.12	< 0.001
Cultivated grasslands	×1.10	[0.98, 1.23]	1.06	1.72	0.91
Soybeans	×1.50	[1.40, 1.61]	1.03	12.07	0.002
Corn	×1.69	[1.57, 1.82]	1.04	14.24	< 0.001

The model accurately predicted turbidity values in the LSP floodplain for 2019 and 2020, with a conditional R^2 (fixed and random effects) of respectively 63% and 80%. However, the marginal R^2 , which represents the fixed effect (land use) only, explained respectively 4% and 5% of the total variance for 2019 and 2020. Thus, the model showed that while land use significantly impacted the turbidity in the LSP floodplain, the spatiotemporal turbidity variation observed in our model mainly relates to water masses (sectors) and temporal (dates) effects.

Discussion

In this paper, land use impact on Lake Saint-Pierre littoral water turbidity was assessed using remote sensing information. An empirical water turbidity algorithm based on Sentinel-2 reflectance images was developed from in situ measurements. With an adjusted R^2 of 0.942 and a RMSE of 18.27 FNU, we showed that turbidity can be reliably estimated from a simple empirical model based on ρ_{red} and ρ_{NIR} . Comparatively, Dogliotti et al. (2015), using a similar model, obtained a RMSE of 5 to 33 FNU and a R^2 from 0.69 to 0.98 depending on the water body studied. Other studies that used empirical algorithms reported similar results, such as

Shafique et al. (2003), with a R^2 of 0.57 for a model using ρ_{710} to ρ_{740} , and Papoutsas et al. (2014), with a R^2 of 0.85 for a model using ρ_{red} . However, the RMSE of 18.27 FNU is relatively stable across the turbidity spectrum (Fig. 2) and the high R^2 might stem from the wide turbidity range during flood seasons. Since the Lake Saint-Pierre floodplain turbidity has a highly heterogeneous spatial distribution, the model can identify main features related to the water turbidity spatial variation. However, the model may not allow identifying the spatial variability in areas that undergo low turbidity variations, like the Pierreville area, mainly because the model would not be precise enough to capture subtle turbidity.

In addition, accurate atmospheric correction (AC) over water bodies remains one of the key challenges in aquatic remote sensing and is one of the largest sources of error (Pan et al., 2022). Although multiple AC algorithms have developed through time, their efficiency varies as a function of water type and does not perform uniformly across all bands (Pan et al., 2022). No ACs were tested during this experiment, but the high precision of the turbidity algorithm suggests that the AC has a minor effect on the results in the specific case of our study. However, a more accurate turbidity retrieval algorithm might have been possible with an AC better suited for the highly turbid water in the littoral of the LSP and the bands used in the turbidity retrieval algorithm.

Our results show that land use affects the turbidity within the Lac Saint-Pierre floodplain. Fields with more intensive agriculture (soybeans and corn) impact turbidity more than natural fields or fields with less intensive agriculture (wet meadows and cultivated grasslands). The higher turbidity in fields with more intensive agriculture might arise from poor soil cover and tillage practices. When no living plants or plant residues protect them, soils erode more (Kaspar and Singer, 2011; Guillou, 2018). Since corn and soybeans only provide significant soil cover in the growing season, these annual crops leave the soil unprotected against erosion during the spring flood season. Tilling, for its part, fractures and disrupts soil structures, freeing soil particles (Kaspar and Singer, 2011). Although we have shown that land use within the floodplain impacts turbidity, land use only explained 4% to 5% of the variance, while 60% (2019) and 75% (2020) of the turbidity variation stem from random effects (dates and tributary sectors). Besides, the Sentinel-2 images visual interpretation of turbidity patterns revealed that a large part of the

suspended matter in the LSP floodplain comes from tributaries draining upstream basins with a large agricultural cover. Fig. 5, which pictures the effect on turbidity of the random effect “water mass sectors”, shows that some sectors are very turbid due to the strong influx of sediments from upstream (e.g., CHIC, BAIE), while other sectors have a low turbidity due to the tributaries slightly turbid water (STFR, STLA). Hence, future studies should use the developed satellite-based turbidity model along with an expanded land use dataset to evaluate how land use within the upstream watersheds impacts the turbidity in the LSP floodplain. In addition, the turbidity model was developed only for open areas in the littoral, since vegetation and dense forests mask the signal coming from the water. However, further evaluation of the algorithm in forested areas could be tested since the plain is mostly populated with deciduous trees with no leaves in spring when the floodplain is in place.

A temporal variation of the turbidity in three phases was seen in the results (Fig. 3). Even if the temporal resolution of Sentinel-2 remains coarse in part because of the cloud covers, a high turbidity can be seen at the beginning of the flooding season and slowly decreasing over time, with a small increase bump could also be seen at the end of the 2019 and 2020 season. These patterns could be explained by the water flow patterns in the LSP floodplain which have been studied in depth in Dubé-Richard (2022). Their study clearly shows the three distinct phases in the water flow patterns during the flood season. The first phase, at the start of the snowmelt in the LSP tributaries, water with important sediments load eroded from agricultural fields, start to flow into the LSP and brings high water turbidity. In phase 2, less turbid flood water from the lake itself pushes against the water from the tributaries and bring less turbid water in the floodplain. In the third phase, water from the floodplain with high turbidity drains into the lake.

Using Sentinel-2 image-based turbidity products with a linear mixed effect model demonstrated that intensive agriculture in the LSP floodplain cause more turbidity, though the turbidity variation mainly comes from tributaries upstream of the floodplain. Hence, this work highlights that even if changing land use and developing better agricultural practices in the LSP floodplain could lead to less soil erosion and fewer suspended particles in the water, joint actions over agricultural fields upstream remain the most effective means to ensure the ecological integrity of this rich environment.

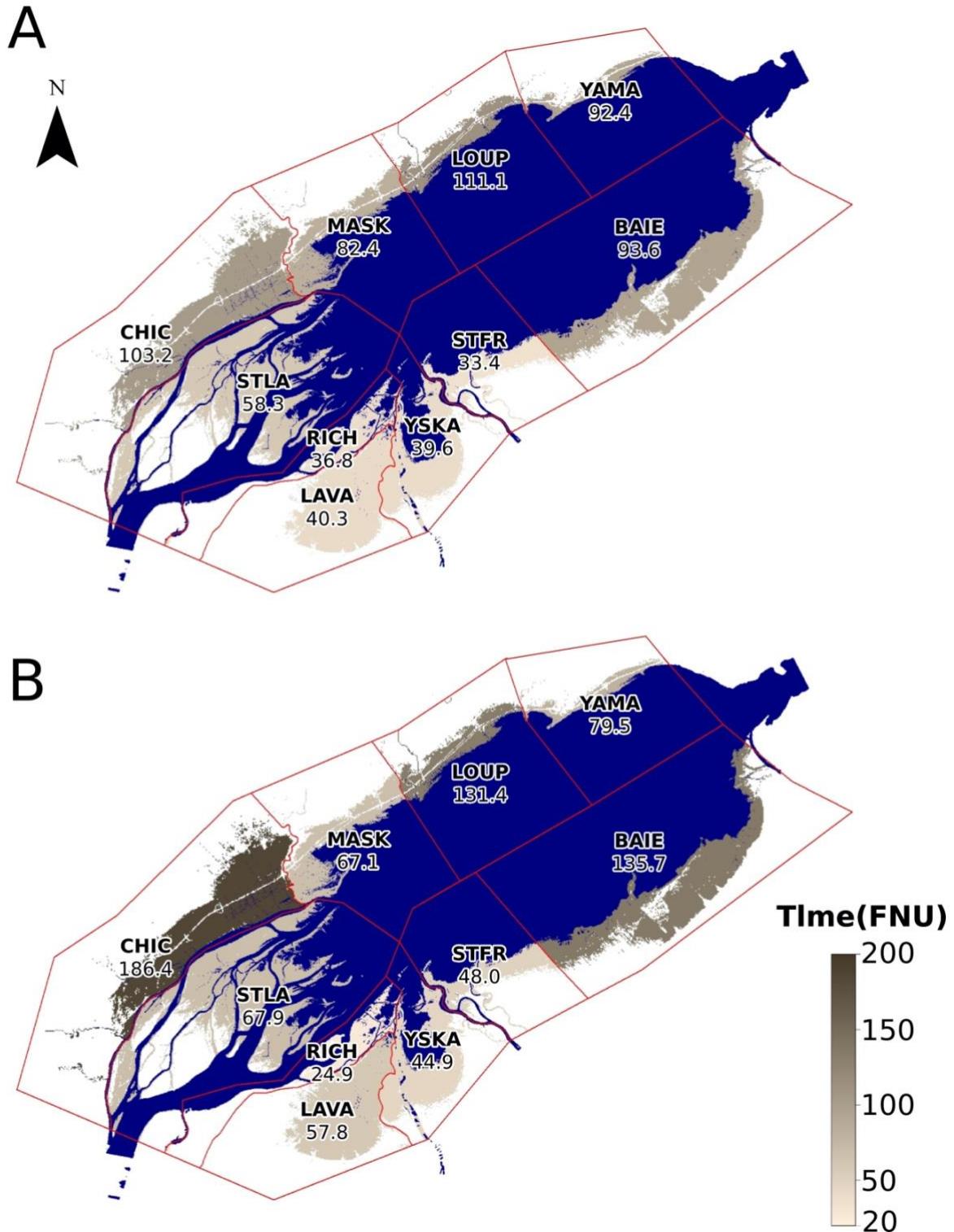


Fig. 5. Effect of water mass sectors (random effect) on turbidity in the mixed effect model for 2019 (A) and 2020 (B).

Conclusion

This study aimed to quantify land use impact on Lake Saint-Pierre floodplain water turbidity using remote sensing information. This water turbidity empirical model shows that despite the littoral land use significantly impacting turbidity (4% to 5% of the variance), the turbidity variance is mainly driven by tributaries' water temporal and spatial variation. This study provides 1) an empirical algorithm to retrieve water turbidity from Sentinel-2 images across the LSP floodplain that will be useful for future studies on mechanisms governing the water turbidity in the floodplain, and 2) the first results suggesting that better agricultural practices in the floodplain could enhance the water quality, but that the ecological integrity of the LSP floodplain relies on a broader concerted action to include the whole watershed.

Acknowledgements

This work was supported by the Ministère de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques (MELCC), the Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs (MFFP), the Ministère de l'Agriculture, des Pêcheries et de l'Alimentation (MAPAQ), the Multidisciplinary Pole of Expertise in the Sustainable Management of the Lac Saint-Pierre Shoreline, the Centre de recherche sur les interactions bassins versants–écosystèmes aquatiques (RIVE), and the Réseau Inondations InterSectoriel du Québec (RIISQ). The authors would like to thank Samuel Hazel-Guay, Dave Mongrain and James Deshaie, and all the members of the Multidisciplinary Pole of Expertise in the Sustainable Management of the Lac Saint-Pierre Shoreline for their help during field work.

References

- Akbar, T., Hassan, Q., Achari, G., 2010. A Remote sensing based framework for predicting water quality of different source waters. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* 34, 1–4.
- Bates, D., Maechler, M., Bolker, B., Walker, S., 2015. Fitting Linear Mixed-Effects Models Models Using lme4. *J. Stat. Softw.* 67, 48.

- Blann, K.L., Anderson, J.L., Sands, G.R., Vondracek, B., 2009. Effects of agricultural drainage on aquatic ecosystems: A review. *Crit. Rev. Environ. Sci. Technol.* 39, 909–1001.
- Brezonik, P., Menken, K.D., Bauer, M., 2005. Landsat-based remote sensing of lake water quality characteristics, including chlorophyll and colored dissolved organic matter (CDOM). *Lake Reserv. Manag.* 21, 373–382.
- Canadian Hydrological Service (2015). Surface data of the St. Lawrence River. 31I. Fisheries and Oceans Canada: Ottawa.
- Cox, R.M., Forsythe, R.D., Vaughan, G.E., Olmsted, L.L., 1998. Assessing water quality in catawba river reservoirs using landsat thematic mapper satellite data. *Lake Reserv. Manag.* 14, 405–416.
- de la Chenelière, V., Brodeur, P., Mingelbier, M., 2014. Restauration des habitats du lac Saint-Pierre : un prérequis au rétablissement de la perchaude. *Le Nat. Can.* 138, 50–61.
- Dogliotti, A.I., Ruddick, K.G., Nechad, B., Doxaran, D., Knaeps, E., 2015. A single algorithm to retrieve turbidity from remotely-sensed data in all coastal and estuarine waters. *Remote Sens. Environ.* 156, 157–168.
- Dubé-Richard, D., 2022 Cartographie des patrons d'écoulement de l'eau et de la turbidité dans la plaine inondable du lac Saint-Pierre, Master Thesis, Université du Québec à Trois-Rivières, 132 p.
- Ducks Unlimited, Ministère de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques (MELCC), 2020. Cartographie détaillée des milieux humides des secteurs habités du sud du Québec - Données du projet Global.
- Farly, L., Hudon, C., Cattaneo, A., Cabana, G., 2019. Seasonality of a Floodplain Subsidy to the Fish Community of a Large Temperate River. *Ecosystems* 22, 1823–1837.
- FADQ, 2016. Base de données des parcelles et productions agricoles déclarées [WWW Document]. URL <https://www.fadq.qc.ca/fr/documents/donnees/base-de-donnees-des-parcelles-et-productions-agricoles-declarees/> (accessed 9.1.21).
- Frenette, J.J., Massicotte, P., Lapierre, J.F., 2012. Colorful niches of phytoplankton shaped by the spatial connectivity in a large river ecosystem: A riverscape perspective. *PLoS One* 7.

Gascon, F., Bouzinac, C., Thépaut, O., Jung, M., Francesconi, B., Louis, J., Lonjou, V., Lafrance, B., Massera, S., Gaudel-Vacaresse, A., Languille, F., Alhammoud, B., Viallefont, F., Pflug, B., Bieniarz, J., Clerc, S., Pessiot, L., Trémas, T., Cadau, E., De Bonis, R., Isola, C., Martimort, P., Fernandez, V., 2017. Copernicus Sentinel-2A calibration and products validation status. *Remote Sens.* 9, 584–660.

Guillou, M., 2018. Effets des praques agricoles sur la qualité de l'eau : Impacts et solutions.

Gholizadeh, M.H., Melesse, A.M., Reddi, L., 2016. A Comprehensive Review on Water Quality Parameters Estimation Using Remote Sensing Techniques. *Sensors* 16, 1298–1340.

Hellweger, F.L., Schlosser, P., Lall, U., Weissel, J.K., 2004. Use of satellite imagery for water quality studies in New York Harbor. *Estuar. Coast. Shelf Sci.* 61, 437–448.

Hijmans, R.J., 2020, raster: Geographic Data Analysis and Modeling, R package version 3.3-13.

Hudon, C., Jean, M., Létourneau, G., 2018. Temporal (1970–2016) changes in human pressures and wetland response in the St. Lawrence River (Québec, Canada). *Sci. Total Environ.* 643, 1137–1151.

Hudon, C., Cattaneo, A., Poirier, A.M.T., Brodeur, P., Dumont, P., Mailhot, Y., Amyot, J.P., Despatie, S.P., de Lafontaine, Y., 2012. Oligotrophication from wetland epuration alters the riverine trophic network and carrying capacity for fish. *Aquat. Sci.* 74, 495–511.

Kaspar, T., Singer, J., 2011. The Use of Cover Crops to Manage Soil, in: Hatfield, J.L., Sauer, T.J. (Eds.), *Soil Management: Building a Stable Base for Agriculture*. pp. 321–337.

Khorram, S., Cheshire, H., Geraci, A.L., La Rosa, G., 1991. Water quality mapping of Augusta Bay, Italy from Landsat-TM data. *Int. J. Remote Sens.* 12, 803–808.

MDDEFP (Ministère du Développement Durable, de l'Environnement, et la Faune et des Parcs), 2013. Le Lac Saint-Pierre, un Joyau à Restaurer. Accessed mai 3rd 2021 from <https://www.environnement.gouv.qc.ca/eau/lac-st-pierre/doc-synthese.pdf>

Onderka, M., 2008. Remote Sensing and Identification of Places Susceptible to Sedimentation in The Danube River, in: XXIVth Conference of the Danubian Countries on the Hydrological Forecasting and Hydrological Bases of Water Management. Bled, Slovenia, 2-4 June 2008.

- Paillex, A., Dolédec, S., Castella, E., Mérigoux, S., 2009. Large river floodplain restoration: Predicting species richness and trait responses to the restoration of hydrological connectivity. *J. Appl. Ecol.* 46, 250–258.
- Pan, Y., Bélanger, S., Huot, Y., 2022. Evaluation of Atmospheric Correction Algorithms over Lakes for High-Resolution Multispectral Imagery: Implications of Adjacency Effect. *Remote Sens.* 14.
- Papoutsas, C., Retalis, A., Toulous, L., Hadjimitsis, D.G., 2014. Defining the Landsat TM/ETM+ and CHRIS/PROBA spectral regions in which turbidity can be retrieved in inland waterbodies using field spectroscopy. *Int. J. Remote Sens.* 35, 1674–1692.
- Pebesma, E., 2018. Simple Features for R: Standardized Support for Spatial Vector Data. *R J.* 10, 439–446.
- Pesant, A.R., Dionne, J.L., Genest, J., 1987. Soil and Nutrient Losses in Surface Runoff from Conventional and No-Till Corn Systems. *Can. J. Soil Sci.* 67, 835–843.
- RStudio Team (2020). RStudio: Integrated Development for R. RStudio, PBC, Boston, MA
<http://www.rstudio.com/>
- Schneider, E., 2010. Floodplain Restoration of Large European Rivers, with Examples from the Rhine and the Danube, in: Eiseltová, M. (Ed.), *Restoration of Lakes, Streams, Floodplains, and Bogs in Europe: Principles and Case Studies*. Springer, Prague, p. 374.
- Shafique, N.A., Fulk, F., Autrey, B.C., Flotemersch, J., 2003. Hyperspectral Remote Sensing of Water Quality Parameters for Large Rivers in the Ohio River Basin, Proceedings of the 1st Interagency Conference on Research in the Watersheds. Benson, AZ, USA.
- Sherriff, S.C., Rowan, J.S., Melland, A.R., Jordan, P., Fenton, O., Huallacháin, D.O., 2015. Investigating suspended sediment dynamics in contrasting agricultural catchments using ex situ turbidity-based suspended sediment monitoring. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 19, 3349–3363.
- TCRLSP (Table de concertation régionale du lac Saint-Pierre), 2018. Plan de gestion intégrée régional du lac Saint-Pierre. Accessed mai 3rd 2021 from http://belsp.uqtr.ca/id/eprint/1428/1/TCRLSP%201_2018_Plan_gestion_integree_A.pdf
- Verhoeven, J.T.A., Setter, T.L., 2010. Agricultural use of wetlands: Opportunities and limitations. *Ann. Bot.* 105, 155–163.
- Wang, F., Han, L., Kung, H.T., van Arsdale, R.B., 2006. Applications of Landsat-5 TM imagery in assessing and mapping water quality in Reelfoot Lake, Tennessee. *Int. J. Remote Sens.* 27, 5269–5283.

CHAPITRE IV

CONCLUSION GÉNÉRALE

La télédétection est de plus en plus utilisée dans les études environnementales. Elle permet l'étude de larges régions, à distance, de façon répétitive, non invasive, à faible coûts et les images récoltées peuvent être utilisées pour étudier plusieurs variables différentes. C'est donc sous cet angle que nous avons abordé la problématique de la turbidité de l'eau dans le littoral du lac Saint-Pierre.

Des études antérieures avaient constaté la réduction d'herbiers aquatiques et une détérioration de la qualité de l'eau au lac Saint-Pierre, tout ça en contexte d'effondrement du stock de perchaude. L'objectif de l'étude était donc de développer un algorithme de turbidité pour le littoral du lac Saint-Pierre à l'aide d'images Sentinel-2 et ensuite d'évaluer comment les pratiques agricoles dans le littoral affectent la turbidité lors de l'inondation printanière. À notre connaissance, cette étude est la première à évaluer l'impact de l'agriculture en plaine inondable sur la turbidité du lac Saint-Pierre. Ce mémoire présente la synthèse de notre recherche.

4.1 Principaux résultats du mémoire

L'impact de l'utilisation du sol sur la turbidité de l'eau du littoral du lac Saint-Pierre a été étudié à l'aide de la télédétection. L'algorithme empirique développé est basé sur les réflectances Sentinel-2 et des mesures in situ. Avec un R^2 de 0.942 et un RMSE de 18.27 FNU, nous avons démontré que la turbidité peut être efficacement estimée à partir d'un modèle basé sur les réflectances des bandes rouges (ρ_{red}) et proche infrarouge (ρ_{nir}).

Nos résultats démontrent également que l'utilisation du sol affecte la turbidité du littoral du lac Saint-Pierre. Les parcelles avec une agriculture plus intensive (soya et maïs) avaient une

turbidité plus élevée que les parcelles naturelles ou avec une agriculture moins intensive (marais humides et prairies cultivées).

Cependant, bien que la turbidité soit affectée par l'utilisation du sol, celle-ci n'explique que 4 % (2019) et 5 % (2020) de la variance, alors que 60 % (2019) et 75 % (2020) de la variance venait des effets aléatoires (date et secteur de tributaire). Qui plus est, en regardant les cartes de turbidité, il était possible d'interpréter visuellement qu'une grande partie des particules en suspension dans la plaine inondable vient des tributaires, plus haut dans le bassin versant.

Une recherche parallèle s'est intéressée sur la dynamique sédimentaire dans la plaine inondable et l'impact de l'agriculture sur la qualité de l'eau (Dubé-Richard, 2022). Les conclusions de Dubé-Richard viennent rejoindre les conclusions de ce mémoire. En utilisant une combinaison de mesures de turbidité, de cartes satellitaires, de données de direction de courant, il a été démontré que la turbidité est fortement influencée par trois facteurs dans le littoral du lac Saint-Pierre, soit la charge sédimentaire provenant des eaux très turbides des tributaires lors de la première phase de la crue, les entrées d'eau à faible turbidité en provenance du Saint-Laurent lors de la deuxième phase de la crue ainsi que par le déplacement d'eau au-dessus des parcelles agricoles pouvant provoquer des bouchons vaseux localisés. Une troisième phase consiste à une décrue plus ou moins rapide se caractérisant par une légère augmentation de la turbidité. Une analyse plus poussée est également présentement en cours avec le Pôle d'expertise multidisciplinaire en gestion durable du littoral du lac Saint-Pierre et le modèle de turbidité développé permettra de vérifier l'impact de nouvelles pratiques agricoles en théorie mieux adaptées pour le littoral du lac Saint-Pierre sur la turbidité et l'intégrité écologique du milieu. De plus, les conclusions de cette recherche se retrouveront à l'intérieur d'un rapport qui sera remis au gouvernement du Québec afin d'orienter les politiques et le futur de la gestion du lac Saint-Pierre et de restaurer cet écosystème unique.

4.2 Autres contributions au Pôle

Au cours de cette maîtrise, j'ai également eu la chance de travailler sur plusieurs autres projets. En autre, j'ai effectué plus de 400 heures de vol avec des drone matrice 100 et matrice

300 équipé d'une caméra multispectrale Micasense Rededge et j'ai réalisé les mosaïques des différentes scènes mesurées avec le logiciel Pix4D. Les données récoltées par le drone ont permis de réaliser une étude du potentiel des drones pour le suivi à haute résolution spatiale et temporelle de la turbidité dans la plaine inondable. L'utilisation de mosaïques réalisées par drone a montré un fort potentiel, même si les images Sentinel-2 ont données de meilleurs résultats. Aussi, nous avons montré que le suivi de la turbidité par drone sur une surface aquatique présente plusieurs défis qui lui sont propres, principalement en lien avec la difficulté de création de mosaïque pour des surfaces homogènes. Mes travaux avec le drone ont contribué à la publication d'un article scientifique dans le *Canadian Journal of Remote Sensing* (Bussière et al., 2022; voir Annexe A). En plus des vols effectués lors des crues printanières, plusieurs vols ont aussi été effectués lors de la saison de croissance. Des mosaïques de NDVI ont ainsi pu être créées à différents moments dans les étés 2019 et 2020 afin de pouvoir évaluer à haute résolution spatiale l'impact de l'inondation sur la productivité agricole dans la plaine du lac Saint-Pierre.

Des travaux sont également en cours avec l'équipe d'agronomie et des résultats préliminaires montrent une bonne correspondance entre les biomasses des cultures et les NDVI mesurés par le drone.

4.3 Conclusion et perspectives futures

L'objectif de cette étude était de quantifier l'impact de l'utilisation du sol sur la turbidité de l'eau dans le littoral du lac Saint-Pierre à l'aide de la télédétection. Au cours de cette étude, un algorithme empirique a été développé afin de modéliser la turbidité à partir d'images Sentinel-2 dans la plaine inondable du lac Saint-Pierre. Cependant, la variance de la turbidité est principalement affectée par la variation spatiale et temporelle de l'eau venant des tributaires. L'algorithme que nous avons développé sera utile dans des études futures afin de déterminer les mécanismes affectant la turbidité dans la plaine inondable, mais les résultats de cette étude suggèrent que bien que de meilleures pratiques agricoles dans la plaine inondable puisse améliorer la qualité de l'eau, l'intégrité écologique de la plaine inondable du lac Saint-Pierre passera par une meilleure coordination des actions afin d'inclure tout le bassin versant.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Akbar, T., Hassan, Q., Achari, G., 2010. A Remote sensing based framework for predicting water quality of different source waters. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* 34, 1–4.
- Bagheri, S. 2016. Hyperspectral Remote Sensing of Nearshore Water Quality. *SpringerBriefs in Environmental Science.*
- Bhatti, A. M., D. C. Rundquist, S. Nasu, and M. Takagi. 2008. Assessing the potential of remotely sensed data for water quality monitoring of coastal and inland waters. *Res. Bull. Kochi Univ. Technol.* 5.
- Blanco, H., and R. Lal. 2008. Biological Measures of Erosion Control. Pages 137–166. *Principles of Soil Conservation and Management.* Springer, Dordrecht.
- Blann, K.L., Anderson, J.L., Sands, G.R., Vondracek, B., 2009. Effects of agricultural drainage on aquatic ecosystems: A review. *Crit. Rev. Environ. Sci. Technol.* 39, 909–1001.
- Brezonik, P., K. D. Menken, and M. Bauer. 2005. Landsat-based remote sensing of lake water quality characteristics, including chlorophyll and colored dissolved organic matter (CDOM). *Lake and Reservoir Management* 21:373–382.
- Chipman, J. W., L. G. Olmanson, and A.A. Gitelson. 2009. Remote Sensing Methods for Lake Management: A guide for resource managers and decision-makers. Developped by the North American Lake Management Society in collaboration with Dartmouth College, University of Minnesota, and University of Nebraska for the United States Environmental Protection Agency.
- Chuvieco, E., 2016. Fundamentals of Satellite Remote Sensing: An Environmental Approach, Second Edition (2nd ed.). CRC Press.
- Coelho, C., B. Heim, S. Foerster, A. Brosinsky, and J. C. De Araújo. 2017. In Situ and Satellite Observation of CDOM and Chlorophyll-a Dynamics in Small Water Surface Reservoirs in the Brazilian Semiarid Region. *Water* 9:913.
- Cox, R. M., R. D. Forsythe, G. E. Vaughan, and L. L. Olmsted. 1998. Assessing water quality in catawba river reservoirs using landsat thematic mapper satellite data. *Lake and Reservoir Management* 14:405–416.

- Dabney, S. M., J. A. Delgado, and D. W. Reeves. 2001. Using winter cover crops to improve soil and water quality. *Communications in Soil Science and Plant Analysis* 32:1221–1250.
- Dauphin, D., and B. Jobin. 2016. Changements de l'occupation du sol dans la plaine inondable du lac Saint-Pierre entre les années 1950 et 1997. *Le Naturaliste canadien* 140:42.
- de la Chenelière, V., P. Brodeur, and M. Mingelbier. 2014. Restauration des habitats du lac Saint-Pierre : un prérequis au rétablissement de la perchaude. *Le Naturaliste canadien* 138:50.
- De Robertis, A., Ryer, C.H., Veloza, A., Brodeur, R.D., 2003. Differential effects of turbidity on prey consumption of piscivorous and planktivorous fish. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 60, 1517–1526.
- Dogliotti, A.I., Ruddick, K.G., Nechad, B., Doxaran, D., Knaeps, E., 2015. A single algorithm to retrieve turbidity from remotely-sensed data in all coastal and estuarine waters. *Remote Sens. Environ.* 156, 157–168.
- Dubé-Richard, D., 2021. Cartographie des patrons d'écoulement de l'eau et de la turbidité dans la plaine inondable du lac Saint-Pierre. Université du Québec à Trois-Rivières.
- Ekholm, P., and S. Mitikka. 2006. Agricultural lakes in Finland: Current water quality and trends. *Environmental Monitoring and Assessment* 116:111–135.
- Farly, L., C. Hudon, A. Cattaneo, and G. Cabana. 2019. Seasonality of a Floodplain Subsidy to the Fish Community of a Large Temperate River. *Ecosystems* 22:1823–1837.
- Gholizadeh, M. H., A. M. Melesse, and L. Reddi. 2016. A Comprehensive Review on Water Quality Parameters Estimation Using Remote Sensing Techniques. *Sensors* 16:1298.
- Gordon, H. R., and A. Y. Morel. 1983. Remote Assessment of Ocean Color for Interpretation of Satellite Visible Imagery. A Review, Lecture Notes on Coastal and Estuarine Studies. Page Springer-Verlag, New York.
- Ministère du Développement durable de l'Environnement, de la Faune et des Parcs (MDDEFP). 2013. Le lac Saint-Pierre, un joyau à restaurer. Québec.
- Gouvernement du Québec. 1998. Information Sheet on Ramsar Wetlands. <https://rsis.ramsar.org/ris/949>
- Gouvernement du Québec. 2018. Avec des investissements de 4,66 M\$ sur quatre ans – Québec crée le Pôle d'expertise multidisciplinaire en gestion durable du littoral du lac Saint-Pierre. <http://www.fil-information.gouv.qc.ca/Pages/Article.aspx?idArticle=2607192774>

- Guillou, M. 2018. Effets des pratiques agricoles sur la qualité de l'eau : Impacts et solutions. Fiche technique. 29 pp.
- Hafeez, S., M. Sing Wong, S. Abbas, C. Y. T. Kwok, J. Nichol, K. Ho Lee, D. Tang, and L. Pun. 2019. Detection and Monitoring of Marine Pollution Using Remote Sensing Technologies. Page in H. Bachari Fouzia, editor. Monitoring of Marine Pollution. IntechOpen.
- Hellweger, F. L., P. Schlosser, U. Lall, and J. K. Weissel. 2004. Use of satellite imagery for water quality studies in New York Harbor. *Estuarine, Coastal and Shelf Science* 61:437–448.
- Henley, W. F., M. A. Patterson, R. J. Neves, and A. Dennis Lemly. 2000. Effects of Sedimentation and Turbidity on Lotic Food Webs: A Concise Review for Natural Resource Managers. *Reviews in Fisheries Science* 8:125–139.
- Hudon, C., M. Jean, and G. Létourneau. 2018. Temporal (1970–2016) changes in human pressures and wetland response in the St. Lawrence River (Québec, Canada). *Science of the Total Environment* 643:1137–1151.
- Hudon, C., and R. Carignan. 2008. Cumulative impacts of hydrology and human activities on water quality in the St. Lawrence River (Lake Saint-Pierre, Quebec, Canada). *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 65:1165–1180.
- Hudon, C., Cattaneo, A., Poirier, A.M.T., Brodeur, P., Dumont, P., Mailhot, Y., Amyot, J.P., Despatie, S.P., de Lafontaine, Y., 2012. Oligotrophication from wetland epuration alters the riverine trophic network and carrying capacity for fish. *Aquat. Sci.* 74, 495–511.
- Hudon, C., P. Gagnon, J. P. Amyot, G. Létourneau, M. Jean, C. Plante, D. Rioux, and M. Deschênes. 2005. Historical changes in herbaceous wetland distribution induced by hydrological conditions in Lake Saint-Pierre (St. Lawrence River, Quebec, Canada). *Hydrobiologia* 539:205–224.
- Ismail, M.H., Norsaliza, U., 2010. Analysis of SPOT- 5 data for mapping turbidity level of River Klang, Peninsular Malaysia. *Appl. Remote Sens. J.* 1, 14–18.
- Julian, J.P., Doyle, M.W., Powers, S.M., Stanley, E.H., Riggsbee, J.A., 2008. Optical water quality in rivers. *Water Resour. Res.* 44, 1–19.
- Keith, D. J., B. A. Schaeffer, R. S. Lunetta, R. W. Gould, K. Rocha, and D. J. Cobb. 2014. Remote sensing of selected water-quality indicators with the hyperspectral imager for the coastal ocean (HICO) sensor. *International Journal of Remote Sensing* 35:2927–2962.

- Kemp, P., Sear, D., Collins, A., Naden, P., Jones, I., 2011. The impacts of fine sediment on riverine fish. *Hydrol. Process.* 25, 1800–1821.
- Khorram, S., H. Cheshire, A. L. Geraci, and G. La Rosa. 1991. Water quality mapping of Augusta Bay, Italy from Landsat-TM data. *International Journal of Remote Sensing* 12:803–808.
- Laanen, M. 2007. Yellow Matters - Improving the remote sensing of Coloured Dissolved Organic Matter in inland freshwaters. Page Ph.D. dissertation Vrije Universiteit Amsterdam.
- Lougheed, V.L., Crosbie, B., Chow-Fraser, P., 2001. Primary determinants of macrophyte community structure in 62 marshes across the Great Lakes basin: latitude, land use, and water quality effects. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 58, 1603–1612. <https://doi.org/10.1139/cjfas-58-8-1603>
- Mahato, L. L., A. K. Pathak, D. Kapoor, N. Patel, and M. S. R. Murthy. 2004. Surface Water Monitoring and Evaluation of Indravati Reservoir using the application of Principal Component Analysis using Satellite Remote Sensing Technology. Pages 1–12 Map Asia 2004. Beijing, China.
- Manning, N. F., J. M. Bossenbroek, C. M. Mayer, D. B. Bunnell, J. T. Tyson, L. G. Rudstam, and J. R. Jackson. 2014. Modeling turbidity type and intensity effects on the growth and starvation mortality of age-0 yellow perch. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 71:1544–1553.
- Massicotte, P., D. Gratton, J. J. Frenette, and A. A. Assani. 2013. Spatial and temporal evolution of the St. Lawrence River spectral profile: A 25-year case study using Landsat 5 and 7 imagery. *Remote Sensing of Environment* 136:433–441.
- Mateo-Sagasta, J., Marjani, S., Turrall, H., 2017. Water pollution from Agriculture: a global review. Rome, Italy.
- Mishra, D.R., Ogashawara, I., Gitelson, A.A., 2017. Bio-optical Modeling and Remote Sensing of Inland Waters, Bio-optical Modeling and Remote Sensing of Inland Waters.
- Mobley, C. D., D. Stramski, W. Paul Bissett, and E. Boss. 2004. Optical modeling of ocean waters: Is the case 1 - case 2 classification still useful? *Oceanography* 17:60–67.
- Mortimer, C. H. 1981. The oxygen content of air-saturated fresh waters over ranges of temperature and atmospheric pressure of limnological interest. *SIL Communications, 1953-1996* 22:1–23.

- Mouw, C.B., Greb, S., Aurin, D., DiGiacomo, P.M., Lee, Z., Twardowski, M., Binding, C., Hu, C., Ma, R., Moore, T., Moses, W., Craig, S.E., 2015. Aquatic color radiometry remote sensing of coastal and inland waters: Challenges and recommendations for future satellite missions. *Remote Sens. Environ.* 160, 15–30.
- OBV Yamaska. 2004. La lutte contre l'érosion, tout le monde y gagne! Feuillet d'information.
- Onderka, M. 2008. Remote Sensing and Identification of Places Susceptible to Sedimentation in The Danube River. Page XXIVth Conference of the Danubian Countries on the Hydrological Forecasting and Hydrological Bases of Water Management. Bled, Slovenia, 2-4 June 2008.
- Ongley, E.D., 1996. Control of Water Pollution from Agriculture, FAO Irrigation and Drainage Paper. Rome, Italy.
- Osinska-Skotak, K., M. Kruk, and M. Mróz. 2007. The spatial diversification of lake water quality parameters in Mazurian lakes in summertime. Page (Z. Bochenek, Ed.). Millpress, Warsaw, Poland.
- Palacios, S.L., 2018. Fundamentals of Aquatic Remote Sensing [WWW Document]. URL <https://arset.gsfc.nasa.gov/webinars/fundamentals-remote-sensing> (accessed 2022.10.26).
- Papoutsas, C., A. Retalis, L. Toulios, and D. G. Hadjimitsis. 2014. Defining the Landsat TM/ETM+ and CHRIS/PROBA spectral regions in which turbidity can be retrieved in inland waterbodies using field spectroscopy. *International Journal of Remote Sensing* 35:1674–1692.
- Parris, K., 2011. Impact of agriculture on water pollution in OECD countries: Recent trends and future prospects. *Int. J. Water Resour. Dev.* 27, 33–52.
- Patoine, M., S. Hébert, and F. D'Auteuil-Potvin. 2012. Water quality trends in the last decade for ten watersheds dominated by diffuse pollution in Québec (Canada). *Water Science and Technology* 65:1095–1101.
- Pesant, A. R., J. L. Dionne, and J. Genest. 1987. Soil and Nutrient Losses in Surface Runoff from Conventional and No-Till Corn Systems. *Canadian Journal of Soil Science* 67:835–843.
- Pimentel, D., C. Wilson, C. McCullum, R. Huang, P. Dwen, J. Flack, Q. Tran, T. Saltman, and B. Cliff. 1997. Economic and Environmental Benefits of Biodiversity. *BioScience* 47:747–757.

- Rasouli, S., J. K. Whalen, and C. A. Madramootoo. 2014. Review: Reducing residual soil nitrogen losses from agroecosystems for surface water protection in Quebec and Ontario, Canada: Best management practices, policies and perspectives. *Canadian Journal of Soil Science* 94:109–127.
- Reeves, D.W. (1994) Cover Crops and Rotations. In: Hatfield, J.L. and Stewart, B.A., Eds., Crops Residue Management. Advances in Soil Science, Lewis Publishers, Boca Raton, 125-172.
- Scheffer, M., and E. Jeppesen. 2007. Regime shifts in shallow lakes. *Ecosystems* 10:1–3.
- Shafique, N. A., F. Fulk, B. C. Autrey, and J. Flotemersch. 2003. Hyperspectral Remote Sensing of Water Quality Parameters for Large Rivers in the Ohio River Basin. Page Proceedings of the 1st Interagency Conference on Research in the Watersheds. Benson, AZ, USA.
- Skubinna, J.P., Coon, T.G., Batterson, T.R., 1995. Increased Abundance and Depth of Submersed Macrophytes in Response to Decreased Turbidity in Saginaw Bay, Lake Huron. *J. Great Lakes Res.*
- Somvanshi, S., P. Kunwar, N. B. Singh, S. P. Shukla, and V. Pathak. 2012. Integrated remote sensing and GIS approach for water quality analysis of Gomti river, Uttar Pradesh. *International Journal of Environmental Sciences* 3:62–74.
- Sun, Y., Y. Zeng, Q. Shi, X. Pan, and S. Huang. 2015. No-tillage controls on runoff: A meta-analysis. *Soil and Tillage Research* 153:1–6.
- Table de concertation régionale du lac Saint-Pierre. 2018. Plan de gestion intégrée régional du lac Saint-Pierre.
- UNESCO. 2000. Lac Saint-Pierre.
<http://www.unesco.org/new/en/natural-sciences/environment/ecological-sciences/biosphere-reserves/europe-north-america/canada/lac-saint-pierre>
- Union des Producteurs Agricoles (UPA). 2019. Les avantages.
<https://www.bandesriveraines.quebec/les-avantages/>
- Vico, G., S. Manzoni, L. Nkurunziza, K. Murphy, and M. Weih. 2016. Trade-offs between seed output and life span - a quantitative comparison of traits between annual and perennial congeneric species. *New Phytologist* 209:104–114.
- Wang, F., L. Han, H. T. Kung, and R. B. van Arsdale. 2006. Applications of Landsat-5 TM imagery in assessing and mapping water quality in Reelfoot Lake, Tennessee. *International Journal of Remote Sensing* 27:5269–5283.

Wetzel, R. 2001. Limnology: Lake and Rivers Ecosystems. Academic Press, San Diego.

Zhang, T. Q., C. S. Tan, Z. M. Zheng, and C. F. Drury. 2015. Tile Drainage Phosphorus Loss with Long-Term Consistent Cropping Systems and Fertilization. *Journal of Environmental Quality* 44:503–511.

ANNEXE A

MONITORING WATER TURBIDITY IN A TEMPERATE FLOODPLAIN USING UAV: POTENTIAL AND CHALLENGES

J'aimerais d'abord féliciter ma collègue Savannah Bussières pour l'article qui a été publié dans le journal *Canadian Journal of Remote Sensing* ainsi que tous ceux qui y ont collaboré. Ce projet faisait initialement parti de mon projet de maîtrise, mais est rapidement devenu son propre projet. Mes contributions consistent à la réalisation du design expérimental et le pilotage du drone lors des printemps 2019 et 2020, ainsi que la création des mosaïques de réflectances réalisées dans le logiciel Pix4D à partir des vols effectués. J'ai également fourni les codes utilisés lors de ma maîtrise afin de réaliser les diverses analyses statistiques.

Savannah Bussières¹, Christophe Kinnard^{1,2}, Maxime Clermont¹, Stéphane Campeau¹,
Daphney Dubé-Richard¹ Pierre-André Bordeleau¹ and Alexandre Roy^{1,2*}

Submitted as a Technical Note to the Canadian Journal of Remote Sensing.

¹ Centre de recherche sur les interactions bassins versants-écosystèmes aquatiques (RIVE), Université du Québec à Trois-Rivières, 3351 Boul. des Forges, C.P. 500, Trois-Rivières, QC G9A H7, Canada

² Centre d'études nordiques (CEN), Université Laval, A.P. 1202, Québec, QC G1V 0A6, Canada

* Corresponding author: Alexandre.Roy@uqtr.ca

Abstract

The Lake Saint-Pierre (LSP) is a wide ($\approx 300 \text{ km}^2$) and shallow ($\approx 3 \text{ m}$) lake created through a widening of the St. Lawrence River. Each spring, freshet makes it the largest floodplain in the province of Quebec. Agricultural practices in the littoral increase the water turbidity, which deteriorate the habitat's quality of many fish species. However, measuring spatio-temporal turbidity patterns in the LSP floodplain remain difficult because turbidity is highly variable in space and time. This study aims to evaluate the potential to use an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) to measure the water turbidity in the LSP's floodplain. The results show that the UAV can efficiently measure the variation of turbidity in the LSP with a RMSE of 28.22 FNU. We also compared the turbidity retrieved from UAV with those retrieved from Sentinel-2 observations. The results show that the two models are comparable, even if Sentinel-2 yields better results. However, challenges remain when using UAV for turbidity monitoring, such as software limitations for mosaics creation over large water bodies. Nevertheless, the high spatial and temporal information can provide insights into the complex water turbidity patterns which characterize floodplains. The method could help land use management to improve the water quality of these ecosystems.

Résumé

Le lac Saint-Pierre (LSP) est un lac large ($\approx 300 \text{ km}^2$) et peu profond ($\approx 3 \text{ m}$) créé par un élargissement du fleuve Saint-Laurent. Chaque année, la crue printanière en fait la plus grande plaine inondable de la province de Québec. Les pratiques agricoles dans le littoral augmentent la turbidité de l'eau, ce qui détériore la qualité de l'habitat de nombreuses espèces de poissons. Le suivi spatio-temporelle des turbidités dans la plaine inondable du LSP reste difficile car la turbidité est très variable dans l'espace et dans le temps. Cette étude vise à évaluer le potentiel de l'utilisation d'un véhicule aérien sans pilote (UAV) pour mesurer la turbidité de l'eau dans la plaine inondable du LSP. Les résultats montrent que le drone permet de mesurer efficacement les variations de la turbidité dans le LSP avec un RMSE de 28,22 FNU. Les turbidités mesurées à partir de l'UAV ont aussi été comparées avec celles récupérées à partir d'observations Sentinel-2. Les résultats montrent que les deux modèles sont comparables, même si Sentinel-2 donne de meilleurs résultats. Cependant, des défis subsistent pour l'utilisation des UAV pour la surveillance de la turbidité, tels que les limitations en lien avec les logiciels pour la création de mosaïques sur des plans d'eau homogène. Néanmoins, les informations spatiales et temporelles acquises par un UAV peuvent fournir des informations importantes pour comprendre les patrons complexes des turbidités qui caractérisent la plaine inondable. Les UAVs pourraient aider à la gestion de l'utilisation des terres et améliorer la qualité de l'eau de ces écosystèmes riches.

Introduction

Lake Saint-Pierre (LSP) is an enlargement of the St. Lawrence River. Flooding occurs during highly variable periods, mainly in the spring with snowmelt, and with a 0–2-year(s) recurrence expanding over 210 km² around the LSP littoral (Farly et al., 2019). The floodplain drains more than half of the cultivable lands in Quebec and with each spring freshet, it becomes the largest floodplain in the province of Quebec (*Ministère du Développement Durable, de l'Environnement, de la Faune et des Parcs* [MDDEFP], 2013). Between April and June, 5,562 ha of cultivable land situated in the LSP littoral, which accounts for about 26.6% of the littoral zone (Dauphin and Jobin, 2016) can be flooded. The largest wetlands in the St. Lawrence River are concentrated in the LSP. These wetlands have a great biological richness which earned them the titles of Ramsar site (1998) and World Biosphere Reserve (2000). Those exceptional ecosystems not only host a great diversity of animals, but also plants (MDDEFP, 2013). The conversion of meadows and grazing land into intensive agriculture lands within the LSP floodplain has increased the exposure of bare soils during spring floods (*Table de concertation régionale du lac Saint-Pierre* [TCRLSP], 2017). This increase in bare soil surfaces during spring floods provides little protection against erosion and increases the sediment load in the tributaries of the LSP (Dabney et al., 2001; Reeves, 1994).

An increase in water turbidity affects the quantity and quality of light in the water column (Hébert and Légaré, 2000). The fading of light underwater has a negative effect on photosynthetic organisms, which decreases primary productivity and therefore impacts the whole trophic chain (Hudon and Carignan, 2008). In addition, diminishing light affects the water temperature (Grégoire and Trencia, 2007), affecting fish reproduction and promoting algal blooms that lower the oxygen available in the water. Among other things, several aquatic organisms experience a higher stress due to the oxygen decrease. Water quality degradation impacts the LSP ecosystem in different ways, including the deterioration of the yellow perch population through the destruction of its reproduction habitat (Magnan, 2002; Foubert et al. 2020). The yellow perch species is recognized for its significant socioeconomic importance in the region. Its critical situation compelled the government to impose a commercial and sport fishing moratorium on the LSP in May 2012 (de la Chenelière et al., 2014).

The LSP floodplain is a highly complex hydrological system in spring, when turbid waters coming from agricultural tributaries and floodplain fields meet the different water masses coming from the flooding LSP. Complex water turbidity patterns occur, and remote sensing becomes a much-needed tool to quantify and understand turbidity patterns and their impacts on the ecosystems. Several turbidity retrieval algorithms based on satellite imagery reflectances have been developed (Brezonik et al., 2005; Papoutsis et al., 2014; Dogliotti et al., 2015). However, very few algorithms based on Unmanned Aerial Vehicle (UAV) images exist (Zeng et al., 2017). Turbidity retrievals from UAV could be of great interest in complex water systems such as the LSP floodplain. UAV could indeed provide the high spatial resolution information needed to enhance our understanding of small-scale turbidity patterns and allow for more frequent observations than from satellites.

The aim of this study is to evaluate the potential of UAV remote sensing to map water turbidity in the highly turbid LSP floodplain. We first present the relationships between the UAV reflectance measurements and in situ turbidity measurements. We then compare the UAV-based approach with Sentinel-2 (S2) satellite observations to better understand the uncertainties related to both approaches. We then present the advantages of using UAV for monitoring water turbidity as well as its limitations, mostly in regard to UAV images processing difficulties over water bodies.

Methodology

Study sites

The study sites lie in four sectors around the LSP littoral. These sectors were chosen by the *Pôle d'expertise multidisciplinaire en gestion durable du littoral du lac Saint-Pierre* (LSP-Pole), a pole of expertise mandated to experiment and recommend sustainable agriculture alternatives to protect the LSP (Watson et al., in redaction). The LSP-Pole targeted the four sampling sectors to consider different types of land use and to obtain a gradient of water turbidity (Figure 1). On the south shore, the Baie-du-Febvre (BAIE) is flooded by agriculture-dominated small watersheds, and the Pierreville site (PIER) is flooded mostly by the low turbidity Saint-François River. On the north shore, the Dupas Island sector (DUPA), in the Berthier

Islands archipelago, is mainly flooded by the Ottawa River with relatively high suspended inorganic matter (SPIM) (Hudon and Carignan et al 2008), while Saint-Barthélemy (BART) is flooded by agriculture-dominated small watersheds.

Data

The evaluation of the potential of UAV to monitor water turbidity was performed by comparing UAV reflectance mosaics with water turbidity observations taken during the flood in the LSP on spring 2019.

Turbidity measurements

During the 2019 spring flood, in situ turbidity was measured along transects, repeatedly during eight days between April 23rd and June 12th. Water quality was measured using a HI98290 multi-parameter probe from the company Hanna Instruments. The instrument recorded the date, time, water temperature, conductivity, and water turbidity (FNU), as well as the GPS coordinates of each point. The probe was attached to a kayak allowing continuous measurements along each transect. The probe was programmed to record a mean of three measurements every five seconds. The probe was calibrated five times during the campaign. The precision of the probe is ± 0.3 FNU or $\pm 2\%$ of reading.

UAV imagery

A DJI Matrice100 UAV equipped with a MicaSense RedEdge-Mx multispectral sensor was used to map the study sites. The UAV enables image capture at a spatial resolution of approximately 8 cm from an altitude of 120 m. The sensor records the level of reflected light from five spectral bands including blue (475 nm), green (560 nm), red (670 nm), red edge (720 nm) and near infrared (NIR: 840 nm). Before each flight, the MicaSense camera took a calibration picture of a target with known reflectance in order to convert images to reflectance, before producing the reflectance mosaics. The MicaSense is equipped with a downwelling light sensor (DLS) mounted on the top of the DJI Matrice100 to correct illumination differences between images. The Pix4D software was used to generate reflectance images with corrections

according to the angle of the sun and its reflection based on the pre-flight calibration photos. The UAV flew over all four sectors studied by the LSP-Pole. The flights took place during the 2019 spring flood, from April 22nd to June 5th, on the same days in situ turbidity measurements were collected. Before each flight, weather information (cloud cover, wind conditions) were recorded to evaluate possible differences in UAV reflectance. Each UAV flight was set to respect an 80% longitudinal and 70% lateral overlap between each image, with the camera pointing towards nadir and with a constant 120 m flight altitude.

The default lens settings were used in the Pix4D software since it already supported the MicaSense camera model. Because of the difficulty to create a mosaic over homogeneous surfaces such as water bodies, some parameters were adjusted to increase the automatic matching of tie points between images. The *Point Density* to be extracted per image was increased to “high” to improve the image matching success rate: with a higher number of points cloud, the program can more easily match them, and can therefore join the tiles of the mosaic. A rematch was forced during the initial processing phase. As a default, Pix4D only enables rematching for projects with less than 500 images. By forcing a rematching, it could provide more matches and improve the quality of the reconstruction. During point cloud densification, the minimum number of matches between points was reduced to two, meaning that each 3D points has to be correctly re-projected in at least 2 images instead of the default of 3. The point cloud generated has more noise and artefacts, but it can allow for more 3D points to be generated. Tests made on our images showed that these setting increased the success rate to create the mosaic. Note that these settings are not ideal for photogrammetry, but since our goal is to produce 2D reflectance map (mosaic), these settings are acceptable. We used the same settings to process all mosaics. We visually inspected the mosaics to avoid a mismatch between images induced by the lower number of match point criteria. Table 1 presents the information for each flight performed and the number of in situ turbidity measurements associated.

Table 1. UAV flight information and number of turbidity data associated.

Flight number	Date	S2 imagery associated	Site	Turbidity sample (n = 1439)	UAV takeoff time	Wind (km/h)	Weather	Notes
1	2019-04-22	N	BART	221	10:53	19	Sunny	
2	2019-04-23	Y	BART	140	9:57	22	Cloudy	
3	2019-04-25	N	BAIE	128	10:56	6	Cloudy	Rain at the end of the flight
4	2019-05-13	N	DUPA	242	10:53	27	Cloudy	
5	2019-05-15	N	BART	296	10:37	10	Partly cloudy	
6	2019-05-16	Y	BAIE	110	11:05	11	Sunny	
7	2019-05-18	Y	PIER	50	12:09	5	Partly cloudy	Gusts 40 km/h
8	2019-05-30	N	DUPA	72	10:36	26	Sunny	
9	2019-06-05	Y	BART	180	10:11	8	Sunny	

Sentinel-2 images

The UAV reflectance were compared with satellite data acquired from Sentinel-2 (S2), a mission from the European Space Agency (Gascon et al., 2017). The satellite is equipped with a 13-band multispectral sensor, ranging from visible to infrared. In this study, we used the NIR reflectance data (band 8). The images, centred at 834 nm, have a spatial resolution of 10 m. In 2019, S2 visited the LSP sector every two to five days. The images used are level 2A surface reflectance from orthorectified and atmospherically corrected images (Gascon and *al.*, 2017). Four S2 images overlapped with the UAV flights (Table 1).

Development of the water turbidity algorithm

Turbidity points (FNU) were selected to exclude those in vegetated area or in areas affected by sun glittering. The normalized difference vegetation index (NDVI) was used to manually delineate inundated areas not influenced by vegetation. Reflectance values at the turbidity measurement sites were extracted from the mosaics using ArcGIS® Modelbuilder. We analyzed different buffers around the turbidity points to reduce the influence of the GPS's precision error and small-scale spatial variability in UAV reflectance. Five different reflectance extraction

methods were tested, allowing to determine the most efficient method to obtain and compare UAV NIR reflectance values (UAV- ρ_{NIR}) with each turbidity point (FNU) from the field:

1. extracting the closest individual pixel associated with an intersected turbidity FNU point (1-pix);
2. extracting an average of the nine pixels (approximately 30 cm in radius) surrounding the turbidity point (avg-9pix);
3. extracting an average of the 100 pixels (about 1 m radius) surrounding the turbidity point (avg-100pix);
4. extracting an average of the 625 pixels (about 2 m radius) surrounding the turbidity point (avg-625pix);
5. extracting the 10th percentile of the 625 pixels (about 2 m radius) surrounding the turbidity point (10per-625pix).

In situ turbidity (FNU points) were compared with the UAV- ρ_{NIR} obtained with the different buffers, taking care to exclude vegetated and water glittering zones. Different transfer functions were tested and compared, including linear regression, 2nd degree polynomial regression, and power regression. The transfer functions were evaluated based on the coefficient of determination (R^2), i.e., the proportion of the variance explained by the relationship, and the root mean square error (RMSE).

Finally, to compare the UAV-based turbidity retrieval algorithm with S2 observations, the average UAV reflectance in the NIR band was first calculated within each S2 10 m pixels ($n = 15,625$ pixels) where turbidity observations were available. The S2 reflectance was compared with the corresponding mean UAV reflectance. Then, the mean UAV and S2 reflectance were fitted against the available turbidity observations and the goodness of fit of the two products were compared.

Results

Development of the UAV water turbidity retrieval algorithm

The coefficients of determination for the different buffer extraction sizes were compared to determine the most reliable and efficient method of extracting reflectance data (Table 2).

Table 2. Regression and RMSE (FNU) between UAV- ρ_{NIR} and in situ turbidity for different buffer extraction and regression model ($n = 1,439$ data). The FNU RMSE is indicated in parentheses next to R^2 values.

Extraction method	Adjusted R^2 Linear regression	Adjusted R^2 Polynomial regression	R^2 Power regression
1-pix	0.909 (36.19)	0.929 (31.89)	0.930 (31.81)
avg-9pix	0.912 (35.58)	0.933 (30.92)	0.934 (30.86)
avg-100pix	0.917 (34.55)	0.937 (29.96)	0.938 (29.91)
avg-625pix	0.918 (34.31)	0.939 (29.67)	0.939 (29.63)
10per-625pix	0.924 (32.94)	0.944 (28.39)	0.945 (28.22)

As shown in Table 2, the method with the weakest regression ($R^2 = 0.909$) is the extraction of the reflectance value from the pixel closest to the turbidity point (1-pix). The coefficient of determination rises when increasing the extraction area size. The relation is stronger with the 2 m buffer (625 pix). A larger extraction size probably gives better results because it attenuates the effect of positional mismatch due to GPS errors and reduce the noise due to small-scale variability of water turbidity. Using the 10th percentile of the reflectance data within the 2 m buffer (625 pix), instead of the average, tended to yield better results. This method is more resistant to the glittering phenomena that give locally high reflectance values that can bias the average. In general, all regressions explained more than 90% of the variance in the measured turbidity. Power regressions generally provided the highest R^2 and the lowest RMSE for most of the extraction methods. Overall, the best regression model was the power regression combined with the 10per-625pix extraction method, yielding a R^2 of 0.945 and a RMSE of 28.22 FNU (Figure 2). Figure 2 shows that the transfer function is overall suitable for all sites and sampling dates. However, even if some sites like BAIE show consistent trends between the different visits, the UAV images do not always allow identifying the spatial variability in water

turbidity within a single image, with a low regression coefficient for a given image (not shown). These low regressions are probably induced by remaining water glittering effects and also linked to the difficulty of Pix4D to reconstruct the mosaics adequately.

Comparing UAV data with Sentinel-2

The linear relationship between the NIR reflectance obtained from UAV and the S2 shows a good concordance of both sensors, with a R^2 of 0.829 and a RMSE of 0.011 (Figure 3). The difference seems mostly to stem from the higher UAV reflectance at BART on April 23. An analysis showed that the UAV reflectance distribution of BART 2019-04-23 was not different from the other flight days (not shown). In fact, the standard deviation of UAV- ρ_{NIR} within each S2 pixel was rather weak. It thus cannot explain the discrepancies between UAV and S2 reflectance, which point out the difference might arise from differences in lighting conditions and brightness correction between the UAV and satellite. Since no extreme values explain the higher reflectance in the UAV observations, we must discard the presence of glitter (sun specular reflection) as the cause of the difference with S2 reflectance. One possible explanation of the discrepancies in the reflectance lies in the change of illumination conditions during the April 23 UAV flight. The flight was performed under cloudy conditions and the possible change in lighting conditions between the initial photo of the calibration target and the moment of the UAV flight might have led to an overestimation of reflectance over the entire mosaic.

The S2 and corresponding mean UAV NIR reflectances are plotted against the available turbidity observations in Figure 4, along with power regression turbidity transfer functions for the four dates when S2 overlaps with UAV flights. The goodness of fit is better for S2 than for UAV reflectance. Some data of the BART sector notably deviates from the UAV regression model. Since only four dates were available for the comparison, the limited data led to a weaker relation between the S2. The relationship is biased to the right (towards higher reflectance) due to the BART 2019-04-23 UAV reflectances, which are higher than the S2 reflectances (Figure 3). As such, Figure 4 shows that S2 reflectance provides more reliable information to monitor water turbidity in a context of limited observations. While the UAV data displays a

good potential for turbidity monitoring, lingering challenges with the creation of reflectance mosaics yield less reliable retrievals.

Discussion and Conclusion

In this study, we aimed to evaluate the potential to monitor water turbidity in a high turbid water floodplain using UAV observations. The results show a good relationship between UAV- ρ_{NIR} reflectance and turbidity, with a R^2 of 0.945 and a RMSE of 28.22 FNU. The potential of UAV is irrefutable because it can provide images at a much higher spatial resolution (Figure 5) than satellites and allows to cover larger areas than in situ data. UAV can also be used to retrieve water turbidity information for specific areas when there is no available satellite (no passes or cloudy conditions). Even if our system cannot fly over the whole LSP floodplain in a given day, UAV allow obtaining finer spatial scale information than satellites to help understand and quantify complex turbidity patterns for given areas in environments like the LSP floodplain. The study showed that using a vegetation mask and extracting the 10th percentile on a 2 m buffer around in situ observations improves the estimation of turbidity by reducing the influence of vegetation, waves, and glittering areas on the turbidity calculation. Despite some encouraging results, the study also raised some challenges for the use of UAVs for monitoring water turbidity at an operational scale.

One of the main challenges involves the difficulty of creating the reflectance mosaics due to the homogeneous water surface. The homogeneity of water bodies led to gaps in the mosaic (Figure 5) and in some cases, the Pix4D software was simply incapable to create a mosaic from the UAV images due to poor contrasts. It would be important in future work to compare the results with other software such as Web-ODM (<https://www.openUAVmap.org/webodm/>) or developing software to improve the capacity to create mosaics over water bodies.

Another limitation regards the specular reflection related to the sun glint and waves in the imagery. Although most glitter zones were manually removed from the UAV reflectance images, some glitter likely remained and could have affected the relationship between reflectance and turbidity. Conducting the flights earlier or later in the day when the sun angle is

low could have reduced the impact of glitter. However, we decided to conduct the flight between 10:00 a.m. and 3:00 p.m. to make observations at a similar time as S2 and to minimize variations in solar angle between the flights (Assmann et al., 2019). Still, the wide field of view of the UAV camera makes it more prone to catch specular reflections than the narrow field of view of satellites high in orbit. Adding a polarizing lens to the camera could potentially decrease the glitter due to specular reflection over water. In this study, we visually identified and excluded from the analysis the most important glitter effects affecting the pixels in the vicinity of in situ turbidity observations. We also showed that using the 10th percentile of the reflectance distribution within the extraction buffer instead of the mean allowed reducing the negative impacts of remaining glitter on the water turbidity retrievals. However, for large-scale applications, automatic approaches to identify or correct glitter (Kay et al., 2009) will have to be investigated. Some more advanced algorithm using matching pixel-by-pixel approaches could also lead to improve retrievals (Ying et al., 2021). In addition to the glitter correction, we used NDVI information to visually identify and exclude the turbidity points in emergent vegetated areas. Zeng et al. (2017) showed that emergent vegetation caused the water spectra to shift towards a shape that is characteristic of vegetation. However, the submerged vegetation has a limited impact on the water spectra, and because NIR optical depth is small, the impact of submerged vegetation in the water column is negligible. Hence, for large-scale applications, developing automatic methods to remove emergent vegetated area from the analysis will be essential.

Comparing the satellite and the UAV reflectance relationship with turbidity showed that the satellite observations explain a greater variance of the observed turbidity than the UAV model for the corresponding four observation dates. The weakest relationship between UAV reflectance and turbidity over these dates could be explained by the reflectance from one site (BART) which were found to be overestimated with regards to S2 reflectances. A variation in the brightness between the calibration and the UAV flight is suspected to have caused this divergence. Hence, despite the use of a DLS on our UAV system, unstable light conditions during a flight might remain a limitation of the use of UAV to monitor water turbidity. However, the limited number of overlapping days between UAV and S2 data did not allow evaluating thoroughly the impact of wind, clouds and variation in illumination conditions on the UAV

reflectance. It would be necessary in future studies to further analyze the impact of meteorological factors on the accuracy of UAV data.

Despite the fact that Sentinel-2 shows better relationship with water turbidity measurements, UAV samplings remain an interesting complementary tool for monitoring water turbidity in the LSP floodplain. For example, field observations have shown that the LSP floodplain hydrology is highly complex, where high turbid water coming from agricultural dominated tributaries meet less turbid water coming from the lake (Dubé-Richard, 2022). This confrontation of water masses leads to different phases in the flooding season and water turbidity is mostly influence by the capacity of the water from the lake to overflow onto the floodplain. These processes can happen on very short periods of time at very specific locations (e.g. high turbid streams meeting the LSP water), making the satellite imagery a limited tool as images might be acquired at up to more than every 15 days because of cloud cover. Hence, flying UAV on a daily basis over these critical zones would allow to better quantify complex hydrological patterns in the floodplain and eventually improve the modeling of turbidity pattern (conceptual model [Dubé-Richard, 2022] or hydrodynamic model) in the floodplain. In addition, the duration of the flood in the LSP littoral has a strong inter-annual variability (Farly et al., 2019). In 2021, the flood lasted less than 7 days and thus, no satellite images were acquired during that period. The use of UAV would allow to cover critical zones to characterized turbidity pattern in the floodplain in these years. Another important application is the identification of the impact of agricultural practices on water turbidity. For example, riparian buffers are known to help stabilize the soil and reduce erosion, but in the large LSP floodplain, it is not clear if these buffers allow to reduce water turbidity. Because the riparian buffers are generally around 4 m wide, the higher resolution of the UAV could palliate the lack of spatial information from the coarser satellite products.

The study focused on NIR images because it provided the best results, probably because of the very high turbidity encountered in the floodplain. We also evaluated the use of the red band for low turbidity areas (Dogliotti et al., 2015), but with no significant improvements on the results. Hence, the UAV can capture the strong turbidity variability in the LSP floodplain but might not be able to capture variations in low turbid water (between 0 and 100 FNU). In addition, the spectral signature of water is determined by the components and the concentrations of

colored compounds such as suspended inorganic matter (SPIM), colored dissolved organic carbon (CDOM) and chlorophyll (Chl-a) (Massicotte et al., 2013). In our study, CDOM and Chl-a were not measured, but SPIM measurements (Whatman Grade 934-AH filters) from water samples taken during the campaign showed very high concentrations throughout the LSP floodplain (Dubé-Richard, 2022), proposing that the turbidity and the NIR reflectance are mostly governed by SPIM. Hence, our empirical approach might be less efficient in water with low SPIM concentrations or spectrally more complex waters.

This study evaluated the potential to use an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) to measure the water turbidity in the floodplain of the LSP. Results show a strong correlation between UAV reflectance in the near infrared and water turbidity. The study shows that for large-scale applications of UAV for monitoring water turbidity, the processing of mosaics will require improvements. The study, however, shows a strong potential for using UAV for water turbidity monitoring and improve the spatial and temporal resolutions of field observations. The method could provide crucial information regarding land use planning to improve the water quality and to recover ecological services in the floodplain of Lake Saint-Pierre.

Acknowledgements

The authors would like to thank the *Ministère de l'Environnement et de la Lutte contre les Changements Climatiques (MELCC)* for the funding granted as part of the *Pôle d'expertise multidisciplinaire en gestion durable du littoral du Lac Saint-Pierre*. We thank Samuel Hazel-Guay, Dave Mongrain et James Deshaie for their contributions to the fieldwork.

References

- Assmann, J.J., Kerby, J. T., Cunliffe, A.M. and Myers-Smith, I.H. 2019. "Vegetation monitoring using multispectral sensors – best practices and lessons learned from high latitudes." *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, Vol. 7: pp. 54–75.
- Boyer, C., Chaumont, D., Chartier, I. and Roy, A. G. 2010. "Impact of climate change on the hydrology of St. Lawrence tributaries." *Journal of Hydrology*, Vol. 384: pp.65–83.

- Brezonik, P., Menken, K. D. and Bauer, M. 2005. "Landsat-based Remote Sensing of Lake Water Quality Characteristics, Including Chlorophyll and Colored Dissolved Organic Matter (CDOM). *Lake and Reservoir Management*. Vol. 21(No. 4): pp.373–3823.
- Centre d'expertise en analyse environnementale du Québec. 2016. "Détermination de la turbidité dans l'eau : méthode néphélémétrique." MA. 103 – Tur. 1.0, Rév. 5, Ministère du Développement durable, de l'Environnement, de la Lutte contre les changements climatiques.
- Dabney, S. M., Delgado, J. A. and Reeves, D. W. 2001. "Using Winter Cover Crops to Improve Soil and Water Quality." *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, Vol. 32: pp. 1221–1250.
- Dauphin, D., and Jobin, B. 2016. "Changements de l'occupation du sol dans la plaine inondable du lac Saint-Pierre entre les années 1950 et 1997." *Naturaliste Canadien*, Vol. 140(No. 1): pp. 42–52.
- de la Chenelière, V., Brodeur, P. and Mingelbier, M. 2014. "Restauration des habitats du lac Saint-Pierre : un prérequis au rétablissement de la perchaude." *Naturaliste Canadien*, Vol. 138: pp. 50–61.
- Dogliotti, A. I., Ruddick, K. G., Nechad, B., Doxaran, D. and Knaeps, E. 2015. "A single algorithm to retrieve turbidity from remotely-sensed data in all coastal and estuarine waters." *Remote Sensing of Environment*, Vol. 156: pp. 157–168.
- Dubé-Richard, D. (2022) Cartographie des patrons d'écoulement de l'eau et de la turbidité dans la plaine inondable du lac Saint-Pierre, *Master Thesis*, Université du Québec à Trois-Rivières.
- Farly, L., Hudon, C., Cattaneo, A., and Cabana, G. 2019. "Seasonality of a Floodplain Subsidy to the Fish Community of a Large Temperate River", *Ecosystems*, Vol. 22: pp. 1823–1837.
- Foubert, A., Lecomte, F., Brodeur, P., Le Pichon, C., Mingelbier, M. 2020. "How intensive agricultural practices and flow regulation are threatening fish spawning habitats and their connectivity in the St. Lawrence River floodplain, Canada." *Landscape ecology*, Vol. 35(5): pp. 1229–1247
- Gascon, F., Bouzinac, C., Thépaut, O., Jung, M., Francesconi, B., Louis, J., Lonjou, V., Lafrance, B., Massera, S., Gaudel-Vacaresse, A., Languille, F., Alhammoud, B., Viallefond, F., Pflug, B., Bieniarz, J., Clerc, S., Pessiot, L., Trémas, T., Cadau, E., De Bonis, R., Isola, C., Martimort, P., and Fernandez, V. 2017. "Copernicus Sentinel-2A Calibration and Products Validation Status." *Remote Sensing*. Vol. 9(No.6): pp.584.

Grégoire, Y. et Trencia, G. 2007. "Influence de l'ombrage produit par la végétation riveraine sur la température de l'eau : un paramètre d'importance pour le maintien d'un habitat de qualité pour le poisson." Ministère des Ressources Naturelles et de la Faune, Secteur Faune Québec. Direction de l'aménagement de la faune de la région de la Chaudière-Appalaches. x + 19p + 4 annexes. 19.

Hafeez, S., Sing Wong, M., Abbas, S., Kwok, C. Y. T., Nichol, J., Ho Lee, K., Tang, D. and Pun L. 2019. Detection and Monitoring of Marine Pollution Using Remote Sensing Technologies. In H. Bachari Fouzia, editor. Monitoring of Marine Pollution. IntechOpen.

Hébert, S. and Légaré, S. 2000. "Suivi de la qualité des rivières et petits cours d'eau." Québec, Direction du suivi de l'état de l'environnement, ministère de l'Environnement, *envirodoq* no ENV-2001-0141, rapport n° QE-123, 24 p.

Hudon, C. and Carignan, R. 2008. "Cumulative impacts of hydrology and human activities on water quality in the St. Lawrence River (Lake Saint-Pierre, Quebec, Canada)." *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, Vol. 65: pp.1165–1180.

Kay, S, Hedley, J. D. and Lavender, S. 2009. "Sun glint correction of high and low spatial resolution images of aquatic scenes: a review of methods for visible and near-infrared wavelengths." *Remote Sensing*, Vol. 1: pp. 697–730.

Magnan, P. 2002. "Avis scientifique sur l'état du stock de perchaudes au lac Saint-Pierre, P. 2002. "Avis scientifique sur l'état du stock de perchaudes au lac Saint-Pierre, les indicateurs biologiques utilisés pour effectuer son suivi et la pertinence de protéger la période de fraye de façon partielle ou totale." Chaire de recherche en écologie des eaux douces, Université du Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, 52 p.

Massicotte, P., Gratton, D., Frenette, J. J. and Assani. A. A. 2013. Spatial and temporal evolution of the St. Lawrence River spectral profile: A 25-year case study using Landsat 5 and 7 imagery. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 136: pp. 433–441.

Ministère du développement durable, de l'environnement, de la faune et des parcs (MDDEFP). 2013. "Le lac Saint-Pierre : un joyau à restaurer." ministère du Développement durable, de l'Environnement, de la Faune et des Parcs, avec la collaboration du ministère de l'Agriculture, des Pêcheries et de l'Alimentation et du ministère des Affaires municipales, des Régions et de l'Occupation du territoire, Gouvernement du Québec, 28 p.

Papoutsa, C., Retalis, A., Toulios, L., and Hadjimitsis, D. G. 2014. "Defining the Landsat TM/ETM+ and CRHIS/PROBA spectral regions in which turbidity can be retrieved in inland waterbodies using fields spectroscopy." *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 3(No.5): pp. 1674–1692.

Reeves, D.W. 1994. “Cover Crops and Rotations”. In: Hatfield, J.L. and Stewart, B.A., Eds., “Crops Residue Management”. *Advances in Soil Science*, Lewis Publishers, Boca Raton, pp. 125–172.

Table de concertation régionale du lac Saint-Pierre (TCRLSP). 2017. “Cohabitation agriculture-faune en zone littorale au LSP”, fiche synthèse, 38 p.

Watson et al. In redaction. Can agro-environmental practises promote shared multifunctional landscapes? A framework for multidisciplinary research-based solutions on the Saint Lawrence floodplain, *Science of Total Environment*.

Ying, H., Xia, K., Huang, X., Feng, H., Yang, Y., Du, X. and Huang, L. 2021. “Evaluation of water quality based on UAV images and the IMP-MPP algorithm”, *Ecological Informatics*, Vol. 61: pp. 101239.

Zeng, C., Richardson, M. and King, D. J. 2017. “The impacts of environmental variables on water reflectance measured using a lightweight unmanned aerial vehicle (UAV)-based spectrometer system”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 130: pp. 217–230.