

Titre :	Inférence spatiale de l'indice de qualité de station de l'épinette noire issue de plantations dans un contexte de gestion provinciale
Auteurs :	Julie Barrette ¹ , Isabelle Auger ¹ , Jean-Daniel Sylvain ¹ , Charles Ward ¹ et Vincent Laflèche ²
Date :	Janvier 2019

1. Contexte

Récemment, plusieurs directions au sein du ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs (MFFP) ont manifesté de l'intérêt pour connaître la productivité du territoire forestier québécois afin de mettre en place de nouvelles plantations d'essences à croissance rapide. Avec l'arrivée de la Stratégie nationale de production de bois (MFFP 2018) et la création de nouvelles aires protégées (MDDELCC 2017), l'identification des aires forestières propices à l'intensification de la production ligneuse s'avère un enjeu incontournable.

Un indicateur couramment utilisé par les forestiers pour déterminer la productivité d'un site est l'indice de qualité de station (IQS : Ung *et al.* 2001, Wang *et al.* 2005). Cet indice est obtenu à partir de modèles de croissance qui définissent la relation entre la hauteur dominante et l'âge d'un peuplement pour un âge de référence, généralement fixé à 50 ans en peuplements naturels. En plantation, cet âge de référence est fixé à 15 ans pour les pins et à 25 ans pour les autres essences résineuses utilisées dans la stratégie de reboisement (p. ex. : Bolghari et Bertrand 1984, Prigent *et al.* 1996).

Depuis les années 1980, les chercheurs de la Direction de la recherche forestière (DRF) élaborent des modèles de croissance pour les plantations du Québec. À ce jour, il existe des modèles de croissance pour les plantations d'épinette noire (Prigent *et al.* 1996), d'épinette blanche (Prigent *et al.* 2010), et d'épinette de Norvège (Prigent *et al.* 2016) ainsi que des tables préliminaires de production construites à partir de données provenant de jeunes plantations de pin (pin rouge, pin gris, pin blanc et pin sylvestre), d'épinette

¹ Direction de la recherche forestière.

² Direction des inventaires forestiers.

(épinette blanche et épinette de Norvège), et de mélèze (mélèze laricin, mélèze d'Europe et mélèze du Japon (Bolghari et Bertrand 1984). Toutefois, peu d'études ont tenté jusqu'à présent de prédire l'IQS de plantations en vue de déterminer les zones propices à l'intensification de la matière ligneuse. Celles qui existent ne couvrent qu'une proportion limitée du territoire forestier québécois (Mauri *et al.* 2013) ou ne révèlent que de faibles pouvoirs de prévision (Beaulieu *et al.* 2011).

Pour répondre à ce besoin, nous avons développé un modèle de prévision spatial des IQS (désigné par $IQS_{25,bioph}$) des plantations d'épinette noire (EPN) pour les domaines bioclimatiques de la pessière à mousses et de la sapinière à bouleau blanc. Nous nous sommes basés sur les données du réseau de placettes en plantations de la DRF et sur les données cartographiques disponibles pour l'ensemble du territoire des forêts aménagées du Québec. Par une approche de régression reposant sur l'utilisation des forêts d'arbres décisionnels aléatoires (*random forest*), nous avons mis en relation les données d'IQS à 25 ans avec des variables descriptives de la végétation, du climat et du sol, pour ensuite construire et valider un modèle de prévision spatial. Pour finir, nous avons appliqué ce modèle aux données cartographiques disponibles pour inférer une valeur d' $IQS_{25,bioph}$ pour les plantations d'EPN à l'ensemble des polygones écoforestiers compris dans les domaines bioclimatiques de la pessière à mousses et de la sapinière à bouleau blanc. Cet avis technique décrit l'approche de modélisation utilisée et présente les cartes obtenues.

2. Méthodologie

2.1. Données

Les données utilisées pour estimer les IQS à 25 ans (désigné par IQS_{25}) pour les plantations d'EPN proviennent des suivis d'inventaires de 1970 à 2017 du réseau de placettes de la DRF. Parmi toutes celles disponibles, nous avons utilisé les données d'inventaire réalisées au moment où l'âge de chaque plantation était le plus près de 25 ans. Nous avons ensuite validé l'emplacement des placettes du réseau. Au total, nous avons utilisé 227 placettes situées dans les régions écologiques 3b, 3c, 3d, 4a, 4b, 4c, 4d, 4f, 4g, 4h, 5a, 5b, 5c, 5d, 5e, 5f, 5g, 5h, 6a, 6c, 6e, 6f, 6h, 6i qui couvrent les domaines bioclimatiques de l'érablière à bouleau jaune, de la sapinière à bouleau jaune, de la sapinière à bouleau blanc et de la pessière à mousses (figure 1). Dans le but d'augmenter le pouvoir de prévision du modèle, nous avons conservé les placettes des domaines bioclimatiques de l'érablière à bouleau jaune et de la sapinière à bouleau jaune, même si elles ne font pas partie du territoire à cartographier. Nous avons ensuite estimé la valeur d' IQS_{25} de chaque placette à partir de la relation âge-hauteur dominante de Prigent *et al.* 1996 pour les plantations d'EPN. Comme l'illustre la figure 1, ces valeurs d'IQS varient de 1,5 à 10,6 m.

À partir de la position géographique de chacune des placettes, nous avons extrait l'ensemble des covariables utilisées pour la modélisation. Nous avons aussi extrait les normales climatiques moyennes

sur 30 ans (1981 à 2010) à partir de grilles matricielles générées à l'aide du logiciel BioSim (Régnière *et al.* 2014). Parmi les variables disponibles, nous avons utilisé la température moyenne annuelle et celle durant la saison de croissance, le nombre de degrés-jours plus grand que 5 °C, les précipitations totales annuelles et celles durant la saison de croissance, le premier jour de gel, le nombre de jours de la saison de croissance et la radiation solaire durant la saison de croissance.

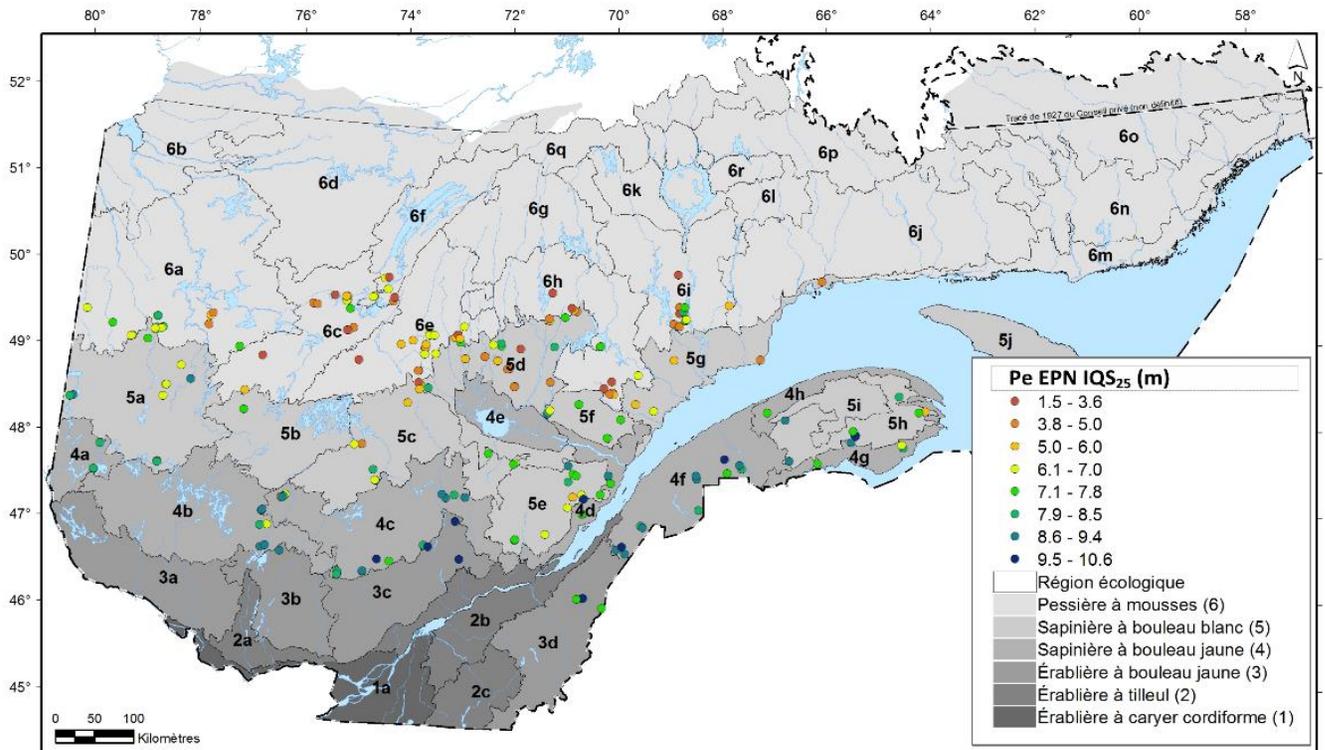


Figure 1. Répartition spatiale des placettes (Pe EPN) (n = 227) utilisées pour développer le modèle de prévision de l'IQS_{25,bioph} des plantations d'épinette noire, avec leurs valeurs associées d'IQS₂₅ (exprimée en mètres).

De plus, nous avons extrait, à partir des polygones de la carte écoforestière provenant des 4^e et 5^e inventaires décennaux diffusés par la Direction des inventaires forestiers, les variables synthèses relatives à la végétation et aux conditions du milieu physique. Ainsi, nous avons extrait l'IQS potentiel de peuplements naturels (Müssenberger *et al.* 2010), la végétation potentielle (les 3 premiers caractères du type écologique), le milieu physique (le 4^e caractère du type écologique), le sous-domaine bioclimatique, l'altitude, la classe de pente, l'exposition au vent (i.e. le TOPEX, Ruel *et al.* 2002). Nous avons regroupé sous l'appellation AUT les végétations potentielles de la pessière noire à peuplier faux-tremble (ME1) (n = 8), de la bétulaie jaune à sapin (MJ2) (n = 28), de la sapinière à bouleau jaune (MS1) (n = 19), de la sapinière à bouleau blanc (MS2) (n = 37) et de la sapinière à érable rouge (MS6) (n = 4). Nous avons aussi regroupé les 3 classes de milieux physiques comprenant un drainage synthèse subhydrique (classe 4, n = 6; classe 5, n = 15; classe 6, n = 13), d'une part, ainsi que les sous-domaines bioclimatiques 3Est (3E) (n = 13) avec 4Est (4E) et 3Ouest (3O) (n = 1) avec 4Ouest (4O), d'autre part.

En dernier lieu, nous avons extrait des informations relatives aux propriétés du sol à partir de grilles matricielles (Sylvain *et al.* 2018). Nous avons utilisé le pH, les proportions de sable, de limon et d'argile à une profondeur de 60 à 100 cm, le pourcentage de pierrosité et les stocks de carbone organique dans la portion minérale du sol (profondeur de 0 à 30 cm). Nous avons aussi utilisé le volume de sol (proportion de sol minéral des horizons B et C sur une profondeur de 1 m) et la réserve potentielle en eau (Ung *et al.* 2001) estimés par la Direction des inventaires forestiers.

2.2. Approche de modélisation

Pour modéliser l'IQS₂₅ des plantations d'EPN, nous avons utilisé un modèle non paramétrique du type des « forêts d'arbres décisionnels aléatoires » (Breiman 2001). Comme son nom l'indique, cette approche de modélisation fournit des prévisions à partir d'un ensemble d'arbres de régressions dont les variables explicatives utilisées à chaque embranchement proviennent d'un sous-ensemble aléatoire des variables disponibles. Nous avons sélectionné cette approche qui est robuste, facile à paramétrer, et très performante (Hastie *et al.* 2009). Les modèles sont construits et testés à partir de deux sous-ensembles : les données d'apprentissage et les données de validation indépendante. Dans le cadre de cette étude, 80 % des données disponibles (n = 182 placettes) ont servi de données d'apprentissage pour la création des modèles et 20 % (n = 45 placettes) ont servi à tester ces modèles en validation indépendante. Nous avons utilisé la technique de la validation croisée en 5 groupes sur les données d'apprentissage pour sélectionner le meilleur ensemble de variables explicatives. Puisque la taille du jeu de données est relativement petite, nous avons séparé 20 fois les données en 2 sous-ensembles (données d'apprentissage et données de validation indépendante) de manière aléatoire, afin de vérifier la sensibilité de la performance des modèles à l'échantillonnage.

Nous avons sélectionné les variables explicatives retenues dans le modèle final à l'aide du critère de la diminution de précision moyenne (*mean decrease accuracy*) et de la performance prédictive (coefficient de détermination : R²) mesurée en validation croisée sur les données d'apprentissage. D'abord, nous avons mesuré le R² du modèle incluant toutes les covariables à l'étude. Ensuite, nous avons supprimé la covariable qui avait la plus petite valeur du critère de la diminution de précision moyenne et testé le modèle de nouveau jusqu'à ce que le R² commence à diminuer. Des analyses préliminaires ont permis de déterminer le nombre optimal de variables explicatives à utiliser à chaque embranchement d'un arbre décisionnel aléatoire de la forêt (*mtry* = 2), le nombre optimal d'arbres décisionnels dans la forêt (*ntree* = 1 500) et la taille minimale optimale d'un nœud terminal d'un arbre décisionnel (*nodesize* = 5). Nous avons évalué la performance du modèle final à partir des valeurs de R² mesurées en validation croisée (données d'apprentissage) et en validation indépendante (données test). La modélisation a été réalisée avec le logiciel R (R Core Team 2018), à l'aide de la librairie *randomForest*.

2.3. Estimation de l'incertitude associée aux prévisions du modèle

Nous avons calculé l'écart-type des prévisions afin de représenter leurs incertitudes avec la librairie *quantregForest* de R (Liaw et Wiener 2002). Cette librairie permet de calculer certaines statistiques, notamment l'écart-type, à partir des prévisions individuelles obtenues des 1 500 arbres décisionnels aléatoires de la forêt.

3. Résultats et discussion

3.1. Description et performance du modèle final

Le tableau 1 résume les statistiques descriptives associées aux variables explicatives retenues dans le modèle final.

Tableau 1. Statistiques descriptives associées aux variables explicatives retenues dans le modèle final.

Variable explicative	Catégorie	Définition	Moyenne	Minimum	Maximum
IQS potentiel	Variable de végétation	IQS potentiel de peuplements naturels	13,4	9,7	18,5
Température moyenne	Variable bioclimatique	Température annuelle moyenne sur la période 1981-2010	0,99	-0,75	3,44
Variable explicative	Catégorie	Définition	Nombre de placettes		
Sous-domaine	Variable cartographique	Sous-domaine bioclimatique	3E-4E : n = 29		
			3O-4O : n = 29		
			5E : n = 33		
			5O : n = 57		
			6E : n = 24		
			6O : n = 55		
Végétation potentielle	Variable de végétation	Trois premiers caractères du type écologique	RE2 : n = 55		
			RS2 : n = 80		
			AUT : n = 92		

Nous avons évalué la performance du modèle final à partir des valeurs de R^2 mesurées en validation croisée et en validation indépendante. On note l'absence de surapprentissage (on parle de surapprentissage lorsque le modèle prédit bien les données d'apprentissage, mais a de la difficulté à prédire de nouvelles données), puisque la valeur moyenne du R^2 obtenu sur les données indépendantes (groupe « Test » de la figure 2) est du même ordre de grandeur que celui obtenu en validation croisée sur les données d'apprentissage (R^2 moyen = 0,54 dans les 2 cas). Toutefois, les valeurs de R^2 obtenues à partir des données indépendantes (Test) semblent plus variables que celles obtenues en validation croisée, puisque leur écart interquartile est légèrement plus grand (figure 2). Cette différence peut s'expliquer, en partie, par la répartition spatiale du jeu de données; en effet, seulement 20 % des données avaient été conservées pour la validation indépendante.

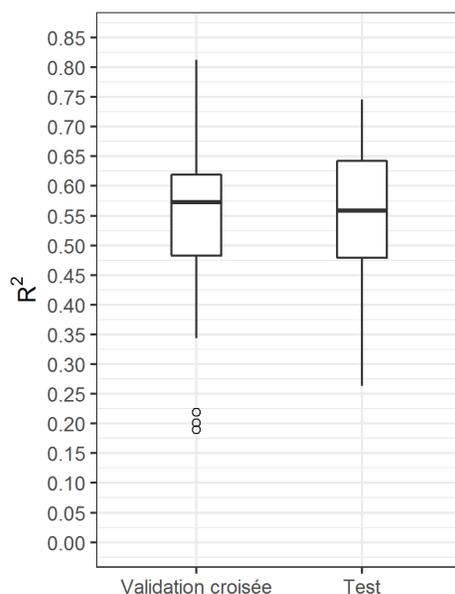


Figure 2. Diagramme boîte à moustaches (*box plot*) représentant la répartition des coefficients de détermination (R^2) du modèle final pour les 20 sous-ensembles de données en validation croisée et en validation indépendante (Test). La ligne foncée à l'intérieur de la boîte représente la médiane, et les limites inférieures et supérieures de la boîte représentent respectivement le 1^{er} et le 3^e quartile. Les extrémités des moustaches indiquent 1,5 fois l'écart interquartile.

De façon générale, ce sont les coefficients de détermination de la validation croisée et de la validation indépendante qui dictent la performance du modèle final. Ceux-ci permettent également d'anticiper la performance qu'on peut attendre du modèle lorsqu'il est utilisé sur de nouvelles données, comme lorsqu'il a été appliqué aux polygones de la carte écoforestière.

3.2. Cartes de l' $IQS_{25,bioph}$ des plantations d'EPN et de l'erreur

Sur les 3 652 543 polygones du territoire à cartographier, 667 370 ont un type écologique non forestier ou forestier improductif. Par conséquent, ils n'ont pas de valeurs d' $IQS_{25,bioph}$. De plus, 602 477 polygones n'ont pas d' IQS potentiel pour l'EPN en raison de la rareté de cette essence sur certaines végétations potentielles. Pour ceux-ci, nous n'avons pas pu calculer d' $IQS_{25,bioph}$. Par ailleurs, nous n'avons pas estimé d' $IQS_{25,bioph}$ de plantations d'EPN pour les 361 098 polygones dont la végétation potentielle ne faisait pas partie de celles présentes en assez grande quantité dans les données qui ont servi à construire le modèle (principalement les pessières noires à sphaigne [RE3]). Ainsi, seuls les 2 021 598 polygones dont la végétation potentielle correspondait à la pessière noire à mousses ou à éricacées (RE2) ou à la sapinière à épinette noire (RS2) sont représentés sur la carte.

Les résultats de la modélisation indiquent que l' $IQS_{25,bioph}$ des plantations d'EPN tend à augmenter avec la température moyenne. On remarque que les valeurs sont plus faibles au nord qu'au sud (figure 3). Dans l'ensemble, les valeurs d' $IQS_{25,bioph}$ (de 4,0 à 9,1 m) varient moins que celles des valeurs observées (de 1,5 à 10,6 m), ce qui indique que notre modélisation tend à être moins précise dans les valeurs extrêmes d'IQS. En revanche, la continuité dans les valeurs d' $IQS_{25,bioph}$ présentées à la figure 3 suggère que le modèle semble bien s'ajuster aux données, sans créer de coupures entre les différents territoires (ou domaines bioclimatiques).

L'incertitude associée aux prévisions du modèle est présentée à la figure 4. On observe que l'écart-type est plus grand dans le sous-domaine de la pessière à mousses de l'Est (de 1,6 à 2,1 m) que dans ceux de la pessière à mousses de l'Ouest et de la sapinière à bouleau blanc (de 0,5 à 1,5 m). Dans l'ensemble, le degré d'incertitude tend à augmenter du sud vers le nord, particulièrement au nord du 49^e parallèle (sous-domaine de la pessière à mousses de l'Est). Cela pourrait s'expliquer en partie par la plus faible densité et par une répartition spatiale non homogène des placettes de plantation dans ce territoire.

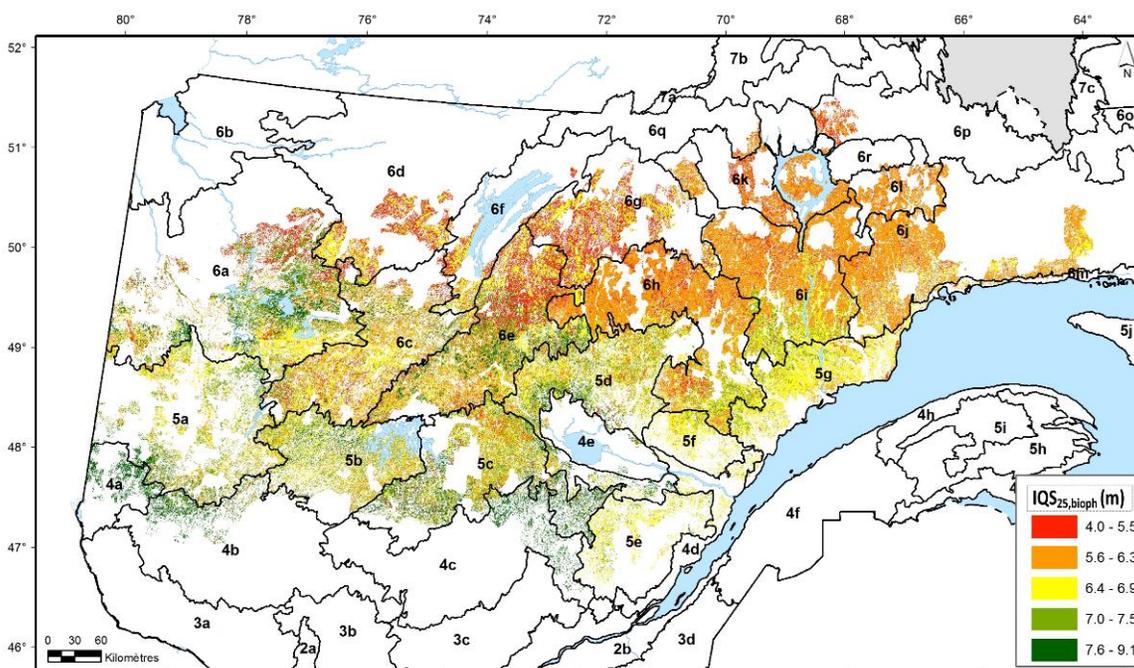


Figure 3. Carte de l' $IQS_{25,bioph}$ (exprimé en mètres) des plantations d'épinette noire dans les domaines bioclimatiques de la pessière à mousses et de la sapinière à bouleau blanc.

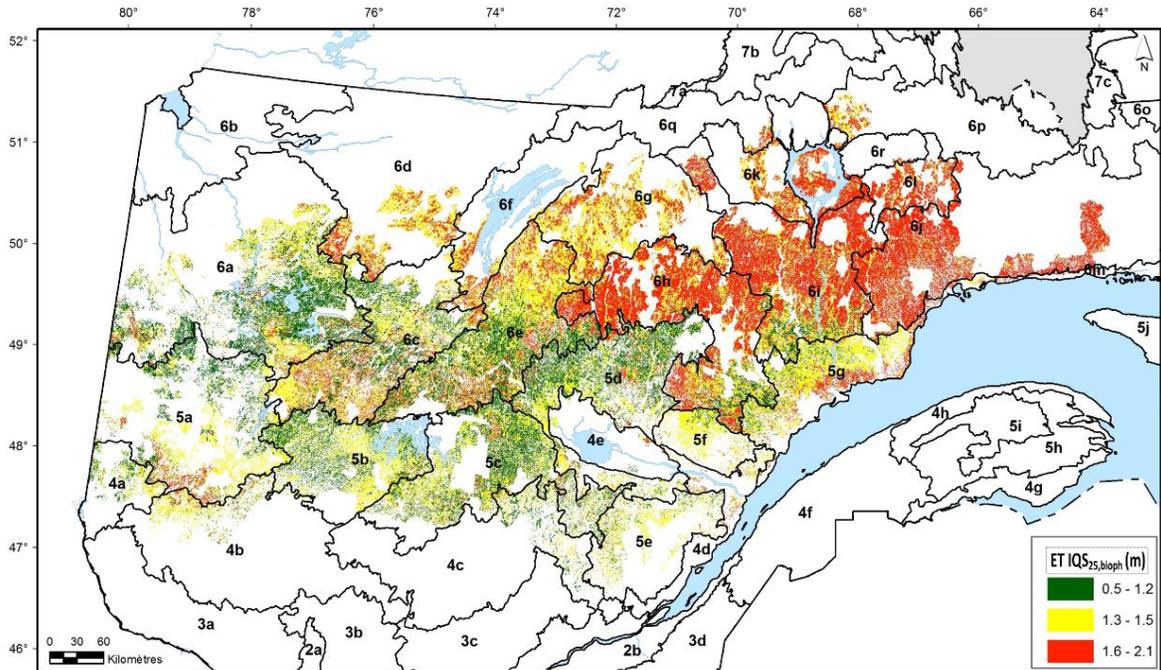


Figure 4. Carte de l'incertitude (c'est-à-dire de l'écart-type, ET) associée aux prévisions de l' $IQS_{25,bioph}$ (exprimé en mètres) des plantations d'épinette noire dans les domaines bioclimatiques de la pessière à mousses et de la sapinière à bouleau blanc.

3.3. Limites de l'étude

Premièrement, cette étude a été réalisée à partir d'un nombre restreint de placettes ($n = 227$). Les végétations potentielles couvertes par le jeu de données correspondaient principalement aux pessières noires à mousses ou à éricacées (RE2) et aux sapinières à épinette noire (RS2). Aucune prévision n'a donc pu être faite pour les autres types de végétations potentielles où l'on trouve également de l'EPN, comme dans les pessières noires à sphaignes (RE3), les sapinières à épinette noire montagnardes (RS4), etc. Cela dit, ces types de végétations potentielles sont, en raison de leurs caractéristiques intrinsèques, très peu susceptibles de présenter un intérêt comme zones de plantation à haut rendement.

Deuxièmement, les placettes situées au nord du 49° parallèle, dans le sous-domaine de la pessière à mousses de l'Est, sont réparties plutôt inégalement, ce qui peut expliquer, en partie, le degré élevé d'incertitude pour les prévisions dans cette région. Nos résultats suggèrent également que les tendances latitudinales et longitudinales observées à l'échelle provinciale, qui sont liées aux gradients de la durée de la saison de croissance et des températures moyennes annuelles, sont en grande partie responsables du pouvoir prédictif du modèle.

Par conséquent, les prévisions issues de ce modèle ne devraient être utilisées que de manière stratégique et à l'échelle provinciale ou aux niveaux supérieurs du système hiérarchique de classification écologique. Un modèle de prévision destiné à une application régionale ou aux niveaux inférieurs du système

hiérarchique de classification écologique devrait être développé à partir des valeurs d'IQS₂₅, dont on aura préalablement soustrait les tendances longitudinales et latitudinales observées à l'échelle provinciale.

Par ailleurs, l'intégration de l'IQS potentiel des forêts naturelles au modèle de prévisions présente certaines limites pratiques et méthodologiques :

- la disponibilité de l'IQS potentiel est limitée dans l'espace, par exemple, l'IQS potentiel de l'EPN n'est pas fourni dans les polygones dont la végétation potentielle correspond à du MS1 ou du MS2, alors qu'il est parfois possible de retrouver de l'EPN sur ces végétations potentielles. L'application du modèle se limite donc à une portion réduite du territoire forestier (66 %);
- l'IQS potentiel des forêts naturelles résulte d'une généralisation spatialement explicite de la croissance de l'EPN (type écologique, végétation potentielle) qui présente une certaine redondance avec l'IQS₂₅ des plantations (relation âge-hauteur) et avec certaines variables explicatives utilisées dans la chaîne de modélisation (sous-domaine, type écologique, végétation potentielle).

Finalement, nous avons calculé les IQS observés à 25 ans, utilisés dans la modélisation, à partir des modèles de croissance élaborés par Prégent *et al.* en 1996 pour les plantations d'EPN. De nouveaux modèles seront développés dans un avenir rapproché à partir de données issues d'un suivi plus long des plantations du réseau de la DRF. L'utilisation de nouveaux modèles pour calculer les IQS₂₅ utilisés dans l'approche de modélisation présentée ici permettra d'améliorer la précision du modèle de prévision spatial des IQS_{25,bioph.}

4. Conclusion et recommandations

Cette étude nous a permis de tester une nouvelle approche permettant d'inférer une valeur d'IQS à 25 ans pour les plantations d'EPN au Québec dans un contexte d'application provinciale.

À notre connaissance, aucune cartographie des IQS de plantations d'EPN à l'échelle du polygone écoforestier n'avait encore été produite. Les cartes présentées ici pourront servir d'outil afin de mieux orienter le choix des aires d'intensification de la production ligneuse, une démarche importante qui s'inscrit dans la Stratégie nationale de production de bois.

Dans le futur, il serait souhaitable d'ajouter de nouvelles placettes, notamment au nord du 50^e parallèle, afin de capter une plus grande part de la variabilité et ainsi augmenter la précision du modèle final. De plus, nous recommandons d'adapter les courbes de croissance construites dans les années 1990 pour les plantations d'EPN par des modèles statistiques offrant plus de flexibilité et un meilleur ajustement. Nous conseillons aussi de tester une approche de modélisation qui enlèverait *a priori* les tendances latitudinales et longitudinales sur l'IQS₂₅, ce qui pourrait permettre à d'autres facteurs biotiques et abiotiques de s'exprimer. L'ensemble de ces modifications pourrait améliorer la qualité des prévisions et des inférences statistiques destinées à une application plus fine aux échelles régionale et locale. Des travaux sont en

cours afin d'étendre l'approche de modélisation à d'autres essences commerciales dans un contexte de gestion régionale.

5. Remerciements

Nous aimerions remercier Jean Noël et Véronique Poirier pour l'aide apportée pour extraire les données à partir des cartes écoforestières et créer les cartes (figures 1, 3 et 4). Également, nos remerciements s'adressent à Marie-Claude Lambert pour l'extraction des données de BioSIM, à Denise Tousignant pour l'édition et à Nathalie Langlois pour la mise en page du document.

6. Références

Beaulieu, J., F. Raulier, G. Prigent et J. Bousquet, 2011. *Predicting site index from climatic, edaphic, and stand structural properties for seven plantation-grown conifer species in Quebec*. Can. J. For. Res. 41(4): 682-693.

Bolghari, H.A. et V. Bertrand, 1984. *Tables préliminaires de production des principales essences résineuses plantées dans la partie centrale du sud du Québec*. Gouvernement du Québec, ministère de l'Énergie et des Ressources, Service de la recherche (Terres et Forêts). Mémoire de recherche forestière n° 79. 392 p.

[\[https://mffp.gouv.qc.ca/publications/forets/connaissances/recherche/Divers/Memoire79.pdf\]](https://mffp.gouv.qc.ca/publications/forets/connaissances/recherche/Divers/Memoire79.pdf)

Breiman, L., 2001. *Random forests*. Mach. Learn. 45(1): 5-32. [\[https://doi.org/10.1023/A:1010933404324\]](https://doi.org/10.1023/A:1010933404324)

Hastie, T., Robert Tibshirani et J. Friedman, 2009. *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. Springer. New York, NY (États-Unis). 745 p.

Liaw, A. et M. Wiener, 2002. *Classification and regression by random Forest*. R news 2(3): 18-22.

[\[https://www.r-project.org/doc/Rnews/Rnews_2002-3.pdf\]](https://www.r-project.org/doc/Rnews/Rnews_2002-3.pdf)

Mauri, E.O., D. Gasser, S. Bilodeau-Gauthier et A. Malenfant, 2013. *Validation de la valeur prédictive de l'indice de qualité de station potentiel modélisé de l'épinette blanche et implications pour la sélection des aires d'intensification de la production ligneuse en forêt publique gaspésienne*. Consortium en foresterie Gaspésie–Les-Îles. Gaspé, QC. Rapport de recherche. Viii + 77 p.

[MDDELCC] Ministère du Développement durable, de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques, 2017. *Québec annonce son intention de créer une grande aire protégée représentant 21 fois la superficie de l'île de Montréal*

[\[http://www.mddelcc.gouv.qc.ca/infuseur/communiqu.asp?no=3898\]](http://www.mddelcc.gouv.qc.ca/infuseur/communiqu.asp?no=3898) [visité le 2018-10-12]

- [MFFP] Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, 2018. *Stratégie nationale de production bois — Engagé dans la création de richesse*. Document de consultation — version du 5 juin 2018. Gouvernement du Québec, ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs. 38 p.
[\[https://mffp.gouv.qc.ca/wp-content/uploads/SPNB_doc-consultation.pdf\]](https://mffp.gouv.qc.ca/wp-content/uploads/SPNB_doc-consultation.pdf)
- Müssenberger, F., S. Miron, M. Riopel, J. Bégin et J.-P. Saucier, 2010. *Équations non linéaires de la relation hauteur-âge à l'échelle provinciale*. Dans : Müssenberger, F., S. Miron, M. Riopel, V. Laflèche, J. Bégin et J.-P. Saucier. *Le potentiel d'accroissement d'une station écoforestière : prédiction de l'indice de qualité de station et de l'accroissement annuel moyen potentiel par polygone forestier pour la forêt publique commerciale du Québec*. Université Laval. p. 59-135.
[\[ftp://ftp.mrnf.gouv.qc.ca/Public/DIF/Diffusion/rapportIQS/Rapport_IQS_FINAL.pdf\]](ftp://ftp.mrnf.gouv.qc.ca/Public/DIF/Diffusion/rapportIQS/Rapport_IQS_FINAL.pdf)
- Prégent, G., V. Bertrand et L. Charette, 1996. *Tables préliminaires de rendement pour les plantations d'épinette noire au Québec*. Gouvernement du Québec, ministère des Ressources naturelles, Direction de la recherche forestière. Mémoire de recherche forestière n° 118. 70 p.
[\[https://mffp.gouv.qc.ca/publications/forets/connaissances/recherche/Pregent-Guy/Memoire118.pdf\]](https://mffp.gouv.qc.ca/publications/forets/connaissances/recherche/Pregent-Guy/Memoire118.pdf)
- Prégent, G., G. Picher et I. Auger, 2010. *Tarif de cubage, tables de rendement et modèles de croissance pour les plantations d'épinette blanche au Québec*. Gouvernement du Québec, ministère des Ressources naturelles et de la Faune, Direction de la recherche forestière. Mémoire de recherche forestière n° 160. 73 p.
[\[https://mffp.gouv.qc.ca/publications/forets/connaissances/recherche/Pregent-Guy/Memoire160.pdf\]](https://mffp.gouv.qc.ca/publications/forets/connaissances/recherche/Pregent-Guy/Memoire160.pdf)
- Prégent, G., G. Picher et I. Auger, 2016. *Tarif de cubage, tables de rendement et modèles de croissance pour les plantations d'épinette de Norvège au Québec*. Gouvernement du Québec, ministère des Forêts de la Faune et des Parcs, Direction de la recherche forestière. Mémoire de recherche forestière n° 176. 95 p.
[\[https://mffp.gouv.qc.ca/publications/forets/connaissances/recherche/Pregent-Guy/Memoire176.pdf\]](https://mffp.gouv.qc.ca/publications/forets/connaissances/recherche/Pregent-Guy/Memoire176.pdf)
- R Core Team, 2018. *R: a language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. Vienne (Autriche). [\[https://www.R-project.org/\]](https://www.R-project.org/)
- Régnière, J., R. Saint-Amant et A. Béchard, 2014. *BioSIM 10 — Guide de l'utilisateur*. Ressources naturelles Canada, Service canadien des forêts, Centre de foresterie des Laurentides. Rapport d'information n° LAU-X-137F. [\[http://www.publications.gc.ca/site/fra/463538/publication.html\]](http://www.publications.gc.ca/site/fra/463538/publication.html)

Ruel, J.-C., S.J. Mitchell et M. Dornier, 2002. *A GIS based approach to map wind exposure for windthrow hazard rating*. North. J. Appl. For. 19(4): 183-187.

Sylvain, J.-D., G. Drolet, R. Ouimet, E. Thiffault et F. Ancil. *Digital mapping of soil properties for the province of Quebec using legacy soil data*. Dans : *North American forest soils conference—International symposium on forest soils—Soils-forests interactions in changing environments*. 10-16 juin 2018. Québec, QC.

Ung, C.-H., P.Y. Bernier, F. Raulier, R.A. Fournier, M.-C. Lambert et J. Régnière, 2001. *Biophysical site indices for shade tolerant and intolerant boreal species*. For. Sci. 47(1): 83-95.

[\[https://doi.org/10.1093/forestscience/47.1.83\]](https://doi.org/10.1093/forestscience/47.1.83)

Wang, Y., F. Raulier, et C.-H. Ung, 2005. *Evaluation of spatial predictions of site index obtained by parametric and nonparametric methods—A case study of lodgepole pine productivity*. For. Ecol. Manage. 214(1): 201-211. [<https://doi.org/10.1016/j.foreco.2005.04.025>]

Julie Barrette, ing.f., *Ph. D.*

Isabelle Auger, stat. ASSQ, M. Sc.

Jean-Daniel Sylvain, géographe, M. Sc.

Charles Ward, ing.f., M. Sc.

Vincent Laflèche, ing.f., M. Sc.