

Rock Ouimet<sup>1</sup>, Frank Muessenberger<sup>2</sup> et Claude Fortin<sup>3</sup>

#### Résumé

La couleur du sol peut être fortement corrélée à sa concentration en carbone (C) organique. Un modèle permettant d'estimer la concentration en C organique du sol à partir de sa couleur serait donc fort utile pour estimer les réserves de C dans les sols forestiers. Nous avons évalué la performance de différentes approches de modélisation, y compris plusieurs qui sont issues de l'intelligence artificielle, pour établir la relation entre la concentration en C du sol et sa couleur. Pour ce faire. nous avons utilisé 4050 observations venant de différents sols à travers le Québec dont la couleur a été évaluée avec le système de Munsell et dont la concentration en C organique a été mesurée en laboratoire. Le meilleur modèle de prévision a été celui utilisant la forêt aléatoire de quantiles (grf) (coefficient de détermination  $[R^2] = 0,586$ ; erreur quadratique moyenne [RMSE] = 21,4; erreur absolue moyenne [MAE] = 10,8; erreur absolue moyenne en pourcentage [MAPE] = 135,8 %, sur la base de 1010 données indépendantes).

Nous avons aussi testé l'emploi, sans calibration préalable, de 2 téléphones portables de types différents et d'un appareil photo numérique afin de vérifier si la couleur des photos obtenues pouvait servir à estimer la concentration en C organique de sols. Malgré l'existence d'une relation entre la concentration en C organique du sol et la couleur extraite des images acquises par ces appareils, les valeurs estimées différaient des valeurs mesurées. Parmi les méthodes testées, l'évaluation visuelle de la couleur avec la charte Munsell était la meilleure pour estimer la concentration des sols en C organique. Les tests doivent se poursuivre afin de trouver une méthode simple, précise et rapide pour estimer la concentration en C organique d'un sol à partir d'une image.

Mots-clés : carbone du sol, charte Munsell, couleur du sol, intelligence artificielle

Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs Direction de la recherche forestière 2700, rue Einstein Québec (Québec) G1P 3W8 Téléphone : 418 643-7994 Télécopieur : 418 643-2165 Courriel : recherche.forestiere@mffp.gouv.qc.ca Site Internet : www.mffp.gouv.qc.ca



### Abstract

Soil colour can be strongly correlated with its organic carbon (C) concentration. A model allowing the estimation of soil organic C concentration from its colour would therefore be very useful for estimating the C reserves in forest soils. We evaluated the performance of different modelling approaches, including several from artificial intelligence, to establish a relationship between soil organic C concentration and its colour. From diverse forest soils sampled across Quebec, we used 4,050 observations of colour evaluated with the Munsell system, and their organic C concentration measured in the laboratory. The best prediction model was the one using the quantile random forest (qrf) (coefficient of determination  $[R^2] = 0.586$ ; root mean square error [RMSE] = 21.4; mean absolute error [MAE] = 10.8; mean absolute percentage error [MAPE] = 135.8%, based on 1,010 independent data).

We also tested the use, without prior calibration, of 2 types of cellphones as well as a digital camera to verify if the colour of the non-calibrated photos could be used to assess the organic C concentration of soils. Despite the existence of a relationship between the concentration of organic C in the soil and the colour extracted from the images acquired by these devices, there was a difference between estimated and measured values. Among the methods tested, visual assessment of colour with the Munsell chart was the best one for estimating the organic C concentration of soils. More testing is needed in order to find a simple, precise and fast method to estimate soil organic C concentration from an image.

Keywords: artificial intelligence, Munsell chart, soil carbon, soil colour

- <sup>1</sup> Direction de la recherche forestière
- <sup>2</sup> Direction de l'expertise en réduction des émissions de gaz à effet de serre, Bureau d'électrification et de changements climatiques, ministère de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques, 675, boulevard René-Lévesque Est, Québec (Québec) G1R 5V7
- <sup>3</sup> Direction du marché du carbone, ministère de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques, 675, boulevard René-Lévesque Est, Québec (Québec) G1R 5V7

Correspondance : <u>rock.ouimet@mffp.gouv.qc.ca</u>



### 1. Introduction

Quantifier l'accumulation de carbone (C) organique dans les sols n'est pas une tâche simple et n'a pas fait partie des activités standard dans l'étude des sols forestiers au Québec. La majorité des méthodes d'évaluation de la teneur en C organique des sols à grande échelle spatiale reposent sur des extrapolations et des modèles de prévision (Hengl et al. 2017, Sylvain et al. 2021). En fait, il existe peu de modèles de prévision de la concentration en C organique dans les sols forestiers. Parmi ceuxci, le modèle construit par Grigal et Ohmann (1992) explique 40 % de la variation de la teneur en C des sols forestiers à partir du type de forêt, de l'âge du peuplement, de la teneur en argile du sol et de l'évapotranspiration réelle des forêts dans les États des Grands Lacs aux États-Unis. Quant à lui, le modèle de Liski et Westman (1997) explique 70 % de la variation du stock de C organique dans le premier mètre de sol dans les forêts de conifères de Finlande, à partir du type de forêt et de la somme des températures effectives. D'autres modèles locaux construits au Québec ont permis d'expliquer plus de 67 % de la variance de la teneur en C organique des sols de forêts naturelles et de plantations à partir de leur couleur (Ouimet et al. 2007, Tremblay et al. 2002). Le modèle du bilan de C du secteur forestier canadien (Kull et al. 2016) utilise la structure des classes d'âge, les attributs du taux de croissance des forêts, l'ordre de sols, les écozones et 3 réservoirs de C dans le sol pour prévoir l'évolution dans le temps du stock de C organique du sol.

Des modèles permettant d'estimer la teneur en C organique des sols sont aussi utilisés dans le secteur de l'agriculture. Parmi les variables de l'étude des sols agricoles, la couleur est la plus étroitement corrélée à la concentration en C organique d'un sol : plus le sol est sombre, plus sa concentration en C organique est élevée. Cette relation, utilisée dans le passé par les agriculteurs pour déterminer quels sols sont les plus productifs, a été décrite pour la première fois par Brown et O'Neal (1923) avant d'être quantifiée en 1951 à l'aide de la charte de couleur Munsell (Munsell Color 2010). Cette charte est le principal système de définition de la couleur des sols; de nombreux systèmes de classification des sols dans le monde l'utilisent, y compris ceux employés au Canada (Groupe de travail sur la classification des sols 2002) et aux États-Unis (Soil Survey Staff 2003). Plusieurs auteurs ont utilisé les couleurs de la charte Munsell pour démontrer que la teneur en C organique d'un sol est corrélée à sa couleur (coefficients de corrélation de Pearson [r] = de 0,15 à 0,50; Kloosterman et al. 1974;

r = 0,63; Evans et Cameron 1985). Franzmeier (1988) a aussi montré que l'ajout de la texture du sol à la couleur dans un modèle de régression en améliorait le pouvoir d'estimation. Steinhardt et Franzmeier (1979) ont développé en Indiana des grilles utilisables directement sur le terrain pour estimer les concentrations de C des sols agricoles loameuxlimoneux à partir de leur couleur, avec un degré de confiance supérieur à 90 %. D'autres chercheurs ont mesuré la couleur du sol avec plus de précision à l'aide d'un spectrophotomètre dans le spectre du visible. McKeague et al. (1971) ont ainsi obtenu une corrélation significative entre la concentration en C organique du sol et la valeur de la couleur (r > 0,5), mais avec des pouvoirs d'estimation différents selon le type d'horizon. Page (1974), Fernandez et al. (1988) et Schulze et al. (1993) ont obtenu des coefficients de détermination ( $R^2$ ) plus élevés ( $R^2 > 0.9$ ) en ajoutant la texture du sol et des variables régionales aux modèles de couleur du sol, car les sols sableux étaient plus foncés que ceux à texture plus fine, pour une même quantité de matière organique; de plus, la corrélation entre la concentration en C organique et la couleur du sol était plus forte lorsqu'elle était observée pour un territoire défini. Plus récemment, Aitkenhead et al. (2018) de même que Swetha et Chakraborty (2021) ont simulé la relation entre la concentration en C du sol et sa couleur mesurée par un capteur à diodes électroluminescentes (DEL) ou par un simple appareil photo numérique opérant dans le spectre du visible; leurs modèles de prévision de nouvelle génération avaient des R<sup>2</sup> de 0,70 et plus. L'essor de l'intelligence artificielle, plus précisément le développement de nouvelles méthodes d'analyse prédictive, a démocratisé l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage permettant d'obtenir des estimations précises, robustes et automatisées.

L'objectif de cette note de recherche forestière est de refaire un exercice que nous avions déjà effectué dans le passé pour modéliser la concentration en C des sols forestiers à partir de leur couleur (Tremblay et al. 2002). Cette fois-ci, nous avons utilisé de nouvelles méthodes d'analyse prédictive issues du domaine de l'intelligence artificielle ainsi qu'une base de données augmentée contenant des observations qui n'existaient pas lors du premier exercice. Par la suite, nous avons testé si l'utilisation de téléphones intelligents ou d'un appareil photo numérique, sans calibration préalable, combinée aux modèles de prévision dérivés de l'exercice précédent en intelligence artificielle, permettait d'estimer la concentration en C organique de façon précise et non biaisée par rapport à une évaluation visuelle de la couleur avec une charte Munsell.

### 2. Matériel et méthodes

### 2.1. Données

Les données de C organique des sols minéraux et de leur couleur proviennent de différentes études effectuées au Québec (tableau 1). En tout, 5060 observations d'horizons de sol ont été amassées dans différentes régions du Québec de façon à obtenir, autant que possible, un échantillon représentatif de la diversité des sols forestiers que l'on trouve sur le territoire. Dans la plupart des études, la couleur des sols a été relevée directement sur le terrain par le pédologue ou le technicien à l'aide de la charte Munsell, en déterminant la teinte (*hue*), la valeur (luminosité, *value*) et la chromaticité (saturation de la couleur, *chroma*) de tous les horizons mesurés. Nous avons présumé que les couleurs étaient déterminées à partir de sols observés à l'état humide, ce qui est la pratique générale au Québec. La population de sols contenait principalement les groupes de classes texturales variant de sable à loam, avec seulement 2 % des échantillons classés dans les argiles (tableau 2). Tous les échantillons de sols ont fait l'objet d'une analyse du C organique en laboratoire, principalement par combustion humide (méthode de Walkley et Black améliorée; Nelson et Sommers 1982), sinon par combustion sèche (LECO; Nelson et Sommers 1982).

**Tableau 1.** Description sommaire des études associées aux différents jeux de données de sol utilisés pour établir la relation entre la teneur en C organique du sol et sa couleur.

Titre de l'étude	Région(s)	Ν	Référence
Description et cartographie écologique de la station forestière de Lotbinière	Chaudière-Appalaches	209	Carrier <i>et al.</i> (1976)
Les groupes phytosociologiques comme indicateurs biologiques de la qualité des sols dans les forêts Appalachiennes, comté de Montmagny, Québec	Chaudière-Appalaches	1 550	Laroche et Grondin (1993)
Le réseau d'étude et de surveillance des écosystèmes forestiers québécois	Tout le Québec méridional	2078	Périé et Ouimet (2003)
Croissance et développement des planta- tions de pin rouge au sud du Saint-Laurent	Chaudière-Appalaches, Montérégie, Centre-du-Québec, Cantons-de-l'Est	844	Bertrand (1976)
Long-term response of forest plantation productivity and soils to a single application of municipal biosolids	Centre-du-Québec	264	Ouimet <i>et al.</i> (2015)
Base cation reservoirs in soil control the buffering capacity of lakes in forested catchments	Québec, Mauricie, Lanaudière, Laurentides	72	Houle <i>et al.</i> (2006)
Comparing soil profiles of adjacent forest stands with contrasting tree densities: lichen woodlands <i>vs</i> black spruce–feather- moss stands in the continuous boreal forest	Saguenay–Lac-Saint-Jean	43	Ouimet <i>et al.</i> (2018)
Total		5060	

 Tableau 2.
 Répartition des échantillons de sol et description statistique de la concentration en C organique selon le groupe de classes texturales et les méthodes d'analyse en laboratoire.

			C	Concentrati	on en C org	anique (g∙kg	-1)
Regroupement	Valeur	N	Minimum	Premier quartile	Médiane	Troisième quartile	Maximum
	Sable	2633	0,05	2,3	7,4	21,7	384,8
Groupe de classes	Loam	2319	0,10	4,5	14,1	30,7	450,6
lexiul dies	Argile	108	0,00	3,8	9,0	20,9	212,1
Máthada d'analyza*	LECO	1413	0,05	3,4	11,0	28,0	254,0
wethoue a analyse	W&B	3647	0,00	2,9	10,0	24,9	450,6

\* Méthode d'analyse (Nelson et Sommers 1982) : LECO = combustion sèche; W&B = combustion humide.

Nous avons calculé 12 indices de couleur à partir des données de couleurs Munsell, mais nous n'en avons conservé que 7, soit ceux entre lesquels les coefficients de corrélation de Pearson étaient inférieurs à 0,80. Ces indices ont été adaptés de divers auteurs (Lafond et al. 1992, Soileau et McCracken 1967). Nous avons ensuite transformé les couleurs des sols du système Munsell en couleurs du système RGB standard à l'aide de la fonction MunsellTosRGB du progiciel munsellinterpol (Gama et al. 2020) dans l'environnement R, version 3.6.1 (R Core Team 2020). Au total, 9 variables explicatives ont été employées dans les modèles de prévision de la concentration en C organique des sols : la méthode d'analyse du C organique, le groupe de classes texturales et 7 indices de couleur (tableau 3).

#### 2.2. Modèles de prévision

Nous avons testé 11 types de modèles de prévision de la concentration en C organique dans le sol à partir des variables explicatives présentées au tableau 3, de même que 9 modèles de prévision du logarithme naturel de la concentration en C (tableau 4); en effet, les modèles glm et glmm nécessitaient que la variable dépendante soit exprimée en pourcentage (valeurs 0 à 1, loi binomiale), ce qui ne convenait pas aux valeurs de C sous forme logarithmique, dont les valeurs étaient parfois négatives. Tous ces modèles représentent différentes approches mathématiques de modélisation, mais partagent le point commun de se prêter tous à la régression, puisque les valeurs de C ou de son logarithme sont numériques et continues. Pour plus de détails sur les modèles, se référer à Kuhn (2020).

L'ensemble de données a été séparé de façon aléatoire en 2 jeux de données : un jeu d'entraînement pour ajuster les modèles (n = 4050, 80 % des données) et un jeu de validation pour évaluer leur performance (n = 1010, 20 % des données). Nous n'avons pas tenu compte de l'appartenance d'un horizon à un pédon donné lors de la formation des 2 jeux de données. Pour les modèles qui pouvaient s'ajuster à des effets aléatoires, nous avons ajouté la source des données (études) comme facteur à effets aléatoires afin d'éliminer son effet possible sur les concentrations de C organique. Pour chaque modèle, une grille de valeurs (*grid search*) a été assignée aux hyperparamètres<sup>1</sup> pour déterminer les valeurs

 Tableau 3.
 Variables explicatives utilisées pour modéliser la concentration en C organique des sols.

Variable	Description
LECO vs W&B	Méthode d'analyse employée pour mesurer la concentration en C du sol
cl_text	Groupe de classes texturales (sable = cl_text. S; limon = cl_text. L; argile = cl_text. A)
Intensité de la teinte (H2)	Partie de la teinte donnant sa nuance ( <i>hue</i> ) (par exemple, le chiffre 7,5 de la teinte « 7,5YR 4/3 » du système Munsell). Les valeurs varient de 1 à 10.
Couleur de la teinte (H3)	Partie de la teinte donnant sa couleur ( <i>hue</i> ) (par exemple, les lettres « YR » de la teinte « 7,5YR » du système Munsell). Les valeurs possibles sont R, YR, Y, GY, G, B, PB, P et RP.
Indice de McCracken*	mccracken = H4 × luminosité où la luminosité est la 2ª composante du système de couleur Munsell (par exemple, le chiffre 4 de la couleur « 7,5YR 4/3 »).
Indice de Hurst*	hurst = H4 × chromaticité / (luminosité + 0,5)
Indice de podzolisation*	$podz = (55 - H4) \times \left(\frac{10}{(luminosité + 0,5) \times (chromacité + 0,5)}\right)$
Intensité de la couleur rouge (R)	Valeur de R dans le système de couleur RGB standard. Les valeurs varient de 0 à 255.
Chromaticité (CHROMA)	3º composante du système de couleur Munsell (par exemple, le chiffre 3 de la couleur « 7,5YR 4/3 »).
* H4 = H2 – 10 si H3 = R; H4 = H2 si H3 = YR;	

H4 = H2 + 10 si H3 = Y;

H4 = H2 + 20 si H3 = GY;H4 = H2 + 30 si H3 = G;

H4 = H2 + 50 si H3 = G,H4 = H2 + 50 si H3 = B.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Les hyperparamètres sont les paramètres d'ajustement des algorithmes d'apprentissage automatisé.

optimales à partir des données d'entraînement. Dans tous les cas, nous avons tenté d'optimiser les modèles en minimisant l'erreur quadratique moyenne (*root mean square error*, RMSE) sur le jeu de données d'entraînement. Nous avons comparé la performance des modèles avec les données de validation à l'aide de 4 critères :

1) l'erreur quadratique moyenne :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

2) l'erreur absolue moyenne (mean absolute error, MAE) :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |y_i - \hat{y}_i|$$

3) l'erreur absolue moyenne en pourcentage (mean absolute percentage error, MAPE) :

$$MAPE = \left( \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |y_i - \hat{y}_i| \right) / \bar{y} \right) \times 100$$

 4) le coefficient de détermination (coefficient of determination, R<sup>2</sup>) :

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \hat{y}_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \bar{y}_{i})^{2}}$$

- où  $y_i$  correspond à la valeur observée de l'observation i,
- $\hat{y}_i$  représente la valeur estimée de l'observation i,
- $\bar{y}$  est la moyenne des  $\hat{y}_i$  et
- *n* est le nombre d'observations.

Nous avons ajusté les modèles à l'aide des progiciels *caret* (Kuhn 2020) et *mgcv* (Wood 2017) dans l'environnement R. Le coefficient de variation des valeurs estimées a été calculé à l'aide de la formule suivante (Wan *et al.* 2014) :

$$CV = \frac{q_3 - q_1}{1,35 \times \hat{y}}$$

- où  $q_{\scriptscriptstyle 3}$  correspond au 3° quartile de la distribution des valeurs estimées,
- $\boldsymbol{q}_{1}$  correspond au 1er quartile de la distribution des valeurs estimées et
- $\overline{\hat{y}}$  est la valeur moyenne estimée.
- Tableau 4.
   Description des modèles de régression utilisés pour estimer la concentration en C organique du sol et son logarithme naturel.

Acronyme	Description	Variable (g	dépendante ·kg⁻¹)
		С	In(C+0,5)
brnn	Réseaux neuronaux bayésiens régularisés (Bayesian regularized neural networks)	$\checkmark$	$\checkmark$
cub	Cubiste (cubist)	$\checkmark$	
gamm	Modèle additif mixte généralisé (generalized additive mixed model)	$\checkmark$	$\checkmark$
gbm	Gradient stochastique stimulé (stochastic gradient boosting)	$\checkmark$	$\checkmark$
glm	Modèle linéaire généralisé ( <i>generalized linear model</i> ) (unité du C : %)	$\checkmark$	
glmm	Modèle linéaire mixte généralisé ( <i>generalized linear mixed model</i> ) (unité du C : %)	$\checkmark$	
Ime	Modèle linéaire mixte (linear mixed-effects model)	$\checkmark$	$\checkmark$
earth	Régression adaptative multivariée avec splines (multivariate adaptive regression spline)	$\checkmark$	$\checkmark$
rpart	Arbres de régression et de classification (classification and regression trees)	$\checkmark$	$\checkmark$
qrf	Forêt aléatoire de quantiles (quantile random forest)	$\checkmark$	$\checkmark$
SBC	Regroupement soustractif et règles floues de c-moyens (subtractive clustering and fuzzy c-means rules)	$\checkmark$	

# 2.3. Test pratique avec les appareils photo

Après avoir déterminé quel modèle de prévision était le meilleur, nous avons testé si, dans la pratique, un appareil photo numérique ou un téléphone intelligent pouvait être utilisé pour évaluer la couleur du sol. Pour ce faire, nous avons utilisé un sous-groupe des échantillons de notre banque de sols forestiers représentant une gamme étendue de contenu en C organique. Nous avons photographié 30 de ces échantillons, dont nous connaissions la concentration en C organique (23 loams et 7 sables; C organique mesuré par combustion sèche; étendue des concentrations en C = de 1 à 277 g·kg<sup>-1</sup>; moyenne =  $42.7 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ ; écart-type =  $49.8 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ ), à l'aide de 3 appareils de différentes qualités (téléphone Kyocera modèle E6560C avec système Android version 5.1.1, téléphone iPhone 6 d'Apple et appareil photo numérique Coolpix AW100 de Nikon; tableau 5). Les sols ont été étendus sur un carton blanc, humidifiés légèrement à l'aide d'un vaporisateur manuel, puis pris en photo à l'extérieur avec chaque appareil au cours d'une journée nuageuse, une fois avec et une fois sans le flash intégré. Nous avons aussi évalué visuellement la couleur des sols de façon habituelle avec la charte Munsell. À noter qu'en raison d'une défectuosité du flash sur l'appareil iPhone, nous n'avons pu récupérer que 12 des 30 photos prises avec flash pour cet appareil.

### 2.4. Traitement et analyse des photos

Chaque photo a été redécoupée avec un logiciel de dessin de façon à ce que l'échantillon de sol occupe toute l'image du rectangle (figure 1). Aucune autre altération des images n'a été effectuée. Celles-ci ont ensuite été importées dans l'environnement R. Nous avons ensuite calculé la médiane des bandes R, G et B de chaque photo. Ces médianes ont servi à transformer ces couleurs du système RGB standard vers le système de couleur Munsell à l'aide de la fonction *sRGBtoMunsell* du progiciel *munsellinterpol* dans l'environnement R. Les indices nécessaires entrés dans le modèle de prévision de la concentration en C organique ont été calculés à partir de ces données. Nous avons vérifié combien

de valeurs observées dans chaque groupe appareilflash se situaient dans l'intervalle de confiance à 90 % du modèle (c'est-à-dire entre le 5° et le 95° percentile de la distribution des valeurs estimées par celui-ci). Le coefficient de corrélation de Pearson entre les valeurs observées et les valeurs estimées (r), le biais (l'erreur moyenne) et l'erreur quadratique moyenne (RMSE) ont également été calculés pour chacun des groupes appareil-flash. Les biais (absolu et relatif) ont été calculés avec les équations suivantes :

$$Biais = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)$$
  
Biais relatif (%) =  $\left( \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i) \right) / \bar{y} \right) \times 100$ 

Nous avons aussi vérifié si le type d'appareil et l'emploi du flash influençaient l'évaluation de la concentration en C organique des sols en procédant à une analyse de variance sur les résidus des valeurs (différences entre la concentration en C observée et la valeur estimée par le modèle) avec comme variables indépendantes le type d'appareil (facteur à 3 niveaux), l'utilisation du flash (facteur à 2 niveaux) et l'interaction entre ces 2 facteurs. Cette analyse a également été faite dans l'environnement R.



**Figure 1.** Exemple d'une photo de sol (loam, 45 g C·kg<sup>-1</sup>) prise avec l'appareil iPhone et son flash intégré (638 × 338 pixels). Sa couleur est 69:47:29 dans le système RGB standard et 8YR 2/3 dans le système Munsell.

Tableau 5.Caractéristiques des appareils photo et des images employés dans le test pratique du modèle de prévision de<br/>la concentration en C organique des sols.

Appareil	Ouverture (mm)	Focale* (mm)	Sensibilité ISO	Temps d'exposition (s)	Définition (M pixels)	Taille moyenne des images (pixels)
Android	2,4	30	50	1/153	8	520 × 306
Coolpix <sup>MD</sup>	3,9 – 7,8	28	125	1/78	12	590 × 356
iPhone	2,2	29	32	1/187	8	543 × 314

\* Distance focale équivalente en 35 mm.

## 3. Résultats et discussion

### 3.1. Performance des modèles

Parmi les modèles de prévision testés, celui de la forêt aléatoire de quantiles (qrf) a le mieux estimé la relation entre la concentration en C organique du sol (ou son logarithme) et sa couleur (tableau 6). Le modèle grf estimant la concentration en C organique du sol s'est classé premier pour 3 des 4 critères de performance. Pour estimer le logarithme de la concentration de C organique du sol, le modèle qrf s'est aussi montré le meilleur, mais son pouvoir explicatif était légèrement moindre que celui du modèle qrf pour les valeurs non transformées. Nous avons donc considéré ce dernier comme le plus performant<sup>2</sup>. Son pouvoir explicatif relativement modeste (R<sup>2</sup> = 0,586) peut s'expliquer en partie par les sources variées de données qui couvrent un territoire relativement vaste (des bassesterres du Saint-Laurent à l'Abitibi et la Baie-James, en passant par les Appalaches et le Bouclier canadien). Ces régions pédologiques sont assez différentes sur le plan de la topographie, de la minéralogie, du climat et de la végétation (DIF 2021) et elles ne sont pas représentées également dans le jeu de données. En effet, la région pédologique des Appalaches représente à elle seule 51 % des observations (tableau 1). Un autre facteur qui contribue à la variabilité est le nombre important de personnes différentes qui ont évalué les couleurs dans le cadre des différentes études d'où proviennent les données. La capacité de définir les différentes teintes d'une couleur ou à définir la couleur du sol varie considérablement d'un évaluateur à l'autre, car elle est influencée par plusieurs facteurs tels que l'ombre, l'ensoleillement, l'humidité du sol, etc. (Mouazen et al. 2007). Comme cette information n'était pas documentée dans les bases de données, elle n'a pu être utilisée pour tenter d'améliorer les modèles.

Tableau 6.Performance des modèles de prévision de la concentration en C organique du sol et de son logarithme<br/>naturel calculés à partir du jeu de données de validation (1010 observations). MAE = erreur absolue<br/>moyenne; MAPE = erreur absolue moyenne en pourcentage; RMSE = erreur quadratique moyenne résiduelle;<br/>R² = coefficient de détermination.

Variable réponse	Modèle	MAE	MAPE	RMSE	R <sup>2</sup>
	qrf	10,797	135,8	21,426	0,586
	cub	11,748	199,6	21,723	0,564
	glm*	12,257	99,7	22,967	0,517
	gbm	12,262	231,2	22,877	0,514
0	gamm	12,836	234,3	23,005	0,510
C (a·ka <sup>-1</sup> )	glmm*	11,845	174,4	23,385	0,499
(g·kg⁻¹)  	brnn	12,571	224,6	23,747	0,479
	part	13,157	296,1	25,219	0,415
	earth	15,386	392,6	25,913	0,377
	sbc	23,367	600,6	42,873	0,249
	Ime	14,522	116,5	32,478	0,245
	qrf	0,656	82,8	0,850	0,577
	cub	0,658	81,6	0,851	0,576
	gbm	0,666	80,7	0,853	0,573
	gamm	0,705	81,7	0,888	0,537
Logarithme : In(C+0.5)	brnn	0,691	81,4	0,870	0,555
(010,0)	part	0,715	80,7	0,899	0,526
_	earth	0,689	81,3	0,877	0,548
_	sbc	0,716	83,2	0,925	0,505
	Ime	0,729	80,7	0,906	0,542

\* Une correction a été apportée aux modèles glm et glmm (conversion des unités de C en %) pour rendre les critères MAE et RMSE comparables pour tous les modèles.

<sup>2</sup> Le modèle qrf dans l'environnement R est disponible gratuitement auprès de la Direction de la recherche forestière (recherche.forestiere@mffp.gouv.qc.ca).

L'intervalle de confiance des valeurs estimées (plage allant du 5<sup>e</sup> au 95<sup>e</sup> percentile) par le modèle qrf englobe 90 % des valeurs observées de la concentration en C organique des sols (figure 2). Les variables explicatives les plus importantes de ce modèle sont l'indice de podzolisation, l'intensité de la couleur rouge, l'indice McCracken et la présence



Figure 2. Relation entre les valeurs estimées de la concentration en C organique du sol par le modèle qrf et les valeurs mesurées en laboratoire du jeu de données de validation (n = 1010), ainsi que l'intervalle de confiance à 90 % des prévisions (5<sup>e</sup> et 95<sup>e</sup> percentiles). La ligne 1:1 au centre de la figure représente l'adéquation parfaite entre C estimé et C mesuré. Notez que les échelles sont sous forme logarithmique.



Figure 3. Importance relative des principales variables explicatives dans le modèle qrf utilisé pour prévoir la concentration en C organique du sol (n = 4050). Les variables sont définies au tableau 3 : podz = indice de podzolisation; R = couleur rouge du système de couleur RGB standard; mccracken = indice de McCracken; H3Y = Couleur (*hue*) jaune (Y); CHROMA = valeur de chromaticité; hurst = indice de Hurst; H2 = intensité de la teinte; cl\_text. S = groupe de classes texturales « sable ».

de la teinte jaune (Y) dans le système Munsell (figure 3). L'importance de ces variables reflète ou révèle la nature podzolique de la majorité de ces sols (Evans et Cameron 1985). Les valeurs estimées de la concentration en C organique du sol selon son groupe de classes texturales et sa couleur Munsell sont présentées à la figure 4 et listées en annexe.

#### 3.2. Expérience avec les appareils photo

Nous avons entré les valeurs de la charte Munsell et les médianes des couleurs RGB des photos des 30 échantillons de sol dans le modèle grf pour estimer leur concentration en C organique et leur intervalle de confiance à 90 %. Nous avons observé qu'au moins 90 % des valeurs de C organique mesurées en laboratoire se situaient à l'intérieur de cet intervalle de confiance, quelle que soit la méthode d'évaluation de la couleur ou l'appareil photo utilisé, avec ou sans flash (figure 5). Cependant, les meilleurs résultats ont été obtenus avec une évaluation visuelle par la charte Munsell. Cette méthode traditionnelle a permis d'évaluer la concentration en C organique des sols avec un biais très faible et une précision raisonnable comparativement aux valeurs mesurées  $(r = 0,650; biais = -3,28 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}; biais relatif = -7,7 \%;$ RMSE = 38,03 g·kg<sup>-1</sup>). Les effets de la lumière naturelle sur la détermination de la couleur du sol ont été étudiés par Sánchez-Marañón et al. (2011). Ces auteurs ont constaté que les valeurs de couleur Munsell de divers échantillons de sol variaient selon les conditions de la lumière du jour, mais qu'elles étaient relativement constantes durant le jour lorsque le soleil est haut dans le ciel.

Les appareils photo étaient tous plus biaisés et moins précis que la méthode d'évaluation visuelle et la charte de Munsell (biais respectifs pour les appareils iPhone, Coolpix<sup>md</sup> et Android = -21,23 g·kg<sup>-1</sup>;  $-51,71 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ;  $-114,25 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ; biais relatif = -51,5 %; -121 %; -267 % et RMSE = 52,15 g·kg<sup>-1</sup>; 67,97 g·kg<sup>-1</sup>; 126,15 g·kg<sup>-1</sup>). Malgré cela, une relation linéaire existe entre les valeurs de concentration en C organique mesurées et les valeurs estimées par les appareils photo (p < 0,001, r = 0,29; 0,54; 0,35 respectivement pour les appareils iPhone, Coolpix<sup>MD</sup> et Android; figure 5, tableau 7). De plus, les valeurs de C mesurées se trouvaient à l'intérieur de l'intervalle de confiance à 90 % des valeurs estimées à partir de la couleur des photos des appareils. Au total, sur les 162 photos testées, seulement 8 concentrations en C organique se situaient en dehors de l'intérieur de l'intervalle de confiance à 90 % du modèle grf.



Figure 4. Concentration en C organique estimée par le modèle d'intelligence artificielle qrf utilisant comme intrant les couleurs de la charte Munsell (teinte [par ex. 10R], luminosité [*Value*], chromaticité [*Chroma*]) selon le groupe de classes texturales du sol. L'axe vertical représente la concentration estimée en carbone organique.



Figure 5. Relation entre les valeurs estimées de la concentration en C organique par le modèle qrf d'après leur couleur obtenue (par l'emploi de 3 appareils photo, avec ou sans flash, sans calibration des couleurs, ainsi que visuellement avec la charte Munsell) et les valeurs mesurées (n = 30). L'entrée des couleurs dans le modèle qrf a permis de prévoir les concentrations de C organique à l'intérieur de leur intervalle de confiance à 90 % (IC90), sauf pour 8 valeurs (identifiées par des X rouges). La ligne pointillée indique la relation 1:1. Notez que les échelles sont sous forme logarithmique.

Dans la grande majorité des cas, le modèle grf appliqué aux photos prises dans cette expérience avait tendance à surestimer la concentration en C organique des sols. L'analyse statistique des résidus a montré une différence significative entre les appareils testés et selon l'utilisation ou non du flash (p < 0,001 et p < 0,010 respectivement; tableau 7). L'ajout du flash a influencé de façon égale la qualité des photos, quel que soit l'appareil, puisque l'interaction entre les appareils et le flash n'était pas significative (p = 0,872). Les résultats de l'analyse de variance montrent que les résidus s'améliorent (c'està-dire que les différences entre les valeurs observées et estimées s'approchent de zéro) selon 2 facteurs : 1) l'appareil photo utilisé, dans l'ordre suivant (moyennes ajustées  $\pm$  erreur type) : Android (-115  $\pm$  7 g C·kg<sup>-1</sup>), Coolpix<sup>™D</sup> (-52 ± 6 g C·kg<sup>-1</sup>), iPhone (-24 ± 5 g C·kg<sup>-1</sup>; différences significatives entre tous les appareils selon le test de comparaisons multiples de Tukey,  $p \le 0,004$ ) et 2) l'emploi du flash ( $-55 \pm 5$  g C·kg<sup>-1</sup> avec flash, et  $-72 \pm 4$  g C·kg<sup>-1</sup> sans flash; p = 0,010).

La surestimation des concentrations en C organique à partir des couleurs des photos, telle que présentée à la figure 5, est fort probablement due à l'absence de calibration des couleurs lors de la prise des photos. Elle pourrait également être liée en partie au fait que les sols ont été humectés de nouveau après avoir été

séchés, tamisés à 2 mm et entreposés au laboratoire. Par contre, l'obtention des meilleurs résultats avec l'évaluation visuelle et la charte Munsell laisse croire que la différence de teneur en eau des échantillons n'était pas si déterminante. Le calibrage de la couleur des appareils apparait donc comme un élément crucial, car les conditions d'éclairage et l'appareil lui-même peuvent grandement influencer la couleur apparente de l'échantillon (Fan et al. 2017). Levin et al. (2005) ont démontré que l'utilisation de puces en plastique coloré lors de l'étalonnage de la couleur était efficace pour calibrer des photographies numériques d'échantillons de sol. Cependant, le traitement de ces données pour corriger la couleur des photos est laborieux et n'est pas encore standardisé. Aitkenhead et al. (2020) ont mis au point une méthodologie pour traiter les images une fois qu'elles sont exportées vers un serveur. L'utilisation d'un capteur de couleur qui communique avec le téléphone portable semble aussi prometteuse (Swetha et Chakraborty 2021). Le modèle grf pourrait sans doute être amélioré en « régionalisant » les sources de données, par exemple en prenant en compte les grands groupes de sols, les provinces pédologiques qui possèdent des matrices de matériaux d'origine distincts de même que les types de végétation qui explorent le sol différemment. L'utilisation d'un capteur optique calibré serait une autre piste d'amélioration possible.

Tableau 7. Analyse de variance sur les résidus (différence entre les valeurs observées et les valeurs estimées à partir du modèle qrf) de la concentration en C organique des échantillons de sol (n = 30 observations) en fonction du type d'appareil photo numérique et de l'utilisation du flash.

Facteur	Coefficient	Erreur type	Valeur de t	Valeur de p
Android (avec flash)	-106,9	7,67	-13,94	<0,001
Coolpix <sup>MD</sup> (avec flash)	63,2	8,98	7,04	<0,001
iPhone (avec flash)	91,9	8,30	11,06	<0,001
Sans flash	-16,9	6,47	-2,61	0,010

### 4. Conclusion

Parmi les 11 modèles testés, celui de la forêt aléatoire de quantiles (qrf) s'est avéré le meilleur pour estimer la concentration en C organique dans les sols de forêts et de plantations au Québec à partir de leur couleur et leur groupe de classes texturales ( $R^2 = 0,586$ ; RMSE = 21 g·kg<sup>-1</sup>; MAE = 11 g·kg<sup>-1</sup>).

Les 3 appareils photo testés sans calibration des couleurs dans cette expérience n'ont pas permis d'évaluer la concentration en C organique de sols avec autant de précision que l'évaluation visuelle avec la charte Munsell, bien que dans au moins 95 % des cas, les valeurs estimées se situent à l'intérieur de l'intervalle de confiance de 90 % du modèle de prévision grf. Sans calibration préalable, la couleur fournie par ces appareils ne peut estimer la concentration en C de facon plus précise ou comparable à celle fournie par l'œil humain. Celui-ci semble donc plus apte à calibrer (charte Munsell) ou à estimer la couleur générale du sol. Néanmoins, nos résultats indiquent que des appareils numériques pourraient améliorer notre capacité à mesurer rapidement la couleur des sols, en plus de les géoréférencer. La poursuite des tests demeure nécessaire pour améliorer la fiabilité des estimations, et ce, tant pour la modélisation que pour la calibration des couleurs des images - et peut-être d'autres propriétés — sur le terrain.

Le capteur de couleur Nix<sup>™</sup> (Hamilton, Ontario, Canada), portable et peu coûteux, gagne en popularité auprès de la communauté des pédologues dans le monde. Cet instrument miniaturisé, à base de DEL, sert à estimer rapidement et facilement les propriétés des sols. Il coûte moins cher qu'une charte Munsell, n'a pas besoin de calibration et fonctionne avec un téléphone portable à l'aide de la technologie Bluetooth. Ces avantages en font une solution intéressante à tester avec les types de sols généralement podzolisés qu'on trouve au Québec. Les travaux doivent donc se poursuivre pour trouver une façon simple de déterminer la couleur des sols à partir de ces appareils, afin que l'utilisation d'images ne cause pas de biais important dans la prévision de la concentration en C organique dans les sols.

### Remerciements

Cette analyse sur la couleur du sol a été réalisée dans le cadre du projet 142332065 de la Direction de la recherche forestière, lié au Réseau d'étude et de surveillance des écosystèmes forestiers du Québec. Les auteurs tiennent à souligner la contribution importante des personnes maintenant retraitées de cette direction qui ont réalisé la prise de données dans le cadre de l'inventaire écologique du territoire québécois durant les années 1970-1980, notamment Valère Bertrand, Léon Carrier, Jean-Louis Blouin, Jean-Louis Brown, Gilles Gagnon, Clément Gravel, Denis Hotte et Zoran Majcen. Nous tenons aussi à remercier Guillaume Drolet pour ses commentaires sur une version préliminaire du document. Josianne Deblois et 2 réviseurs anonymes pour leurs nombreux commentaires constructifs, Denise Tousignant, Nathalie Langlois et Alexandre Dallaire-Théroux pour le travail d'édition, ainsi que Maripierre Jalbert pour le graphisme.

### Références bibliographiques

- Aitkenhead, M., C. Cameron, G. Gaskin, B. Choisy, M. Coull et H. Black, 2018. Digital RGB photography and visible-range spectroscopy for soil composition analysis. Geoderma 313: 265-275. <u>https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.11.020</u>
- Aitkenhead, M.J., L. Poggio, D. Wardell-Johnson, M.C. Coull, M. Rivington, H.I.J. Black, G. Yacob, S. Boke et M. Habte, 2020. *Estimating soil properties from Smartphone imagery in Ethiopia*. Comput. Electron. Agric. 171: 105322. <u>https:// doi.org/10.1016/j.compag.2020.105322</u>
- Bertrand, V., 1976. *Croissance et développement des plantations de pin rouge au sud du Saint-Laurent*. Gouvernement du Québec, ministère des Terres et Forêts, Direction générale des forêts. Mémoire de recherche forestière n° 29. 55 p. <u>https://mffp.gouv.qc.ca/documents/forets/connaissances/recherche/Memoire029.pdf</u>
- Brown, P.E. et A.M. O'Neal, 1923. The colour of soils in relation to organic matter content. Research Bulletin n° 75. Agricultural Experiment Station, Iowa State College of Agriculture and Mechanic Arts. Ames, IA (États-Unis). 28 p. <u>https://dr.lib.iastate.edu/handle/2</u>0.500.12876/62973e2384ccc9210
- Carrier, J., J.-L. Blouin, J.-L. Brown, Z. Majcen et G. Gagnon, 1976. *Description et cartographie écologique de la station forestière de Lotbinière*. Gouvernement du Québec, ministère des Terres et Forêts, Direction générale des forêts. Rapport interne n° 175. 161 p.

- [DIF] Direction des inventaires forestiers, 2021. *Classification écologique du territoire québécois*. Gouvernement du Québec, ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, Données Québec. <u>https://www.donneesquebec.ca/recherche/</u> <u>dataset/systeme-hierarchique-de-classification-</u> <u>ecologique-du-territoire</u>
- Evans, L.J. et B.H. Cameron, 1985. *Color as a criterion for the recognition of podzolic B horizons.* Can. J. Soil Sci. 65(2): 363-370. <u>https://doi.</u> <u>org/10.4141/cjss85-040</u>
- Fan, Z., J.E. Herrick, R. Saltzman, C. Matteis, A. Yudina, N. Nocella, E. Crawford, R. Parker et J. Van Zee, 2017. *Measurement of soil color:* A comparison between Smartphone camera and the Munsell color charts. Soil Sci. Soc. Am. J. 81(5): 1139-1146. <u>https://doi.org/10.2136/ sssaj2017.01.0009</u>
- Fernandez, R.N., D.G. Schulze, D.L. Coffin et G.E. Van Scoyoc, 1988. Color, organic matter, and pesticide adsorption relationships in a soil landscape. Soil Sci. Soc. Am. J. 52(4): 1023-1026. <u>https://doi.org/10.2136/sssaj1988.036159</u> 95005200040023x
- Franzmeier, D.P., 1988. *Relation of organic matter content to texture and colour of Indiana soils.* Proc. Indiana Acad. Sci. 98: 463-471.
- Gama, J., P. Centore et G. Davis, 2020. *munsell-interpol : Interpolate Munsell renotation data from Hue/Chroma to CIE/RGB.* R package version 2.6-1. <u>https://cran.r-project.org/web/packages/munsellinterpol/index.html</u>
- Grigal, D.F. et L.F. Ohmann, 1992. Carbon storage in upland forest of the Lake States. Soil Sci. Soc. Am. J. 56(3): 935-943. <u>https://doi.org/10.2136/</u> <u>sssaj1992.03615995005600030042x</u>
- Groupe de travail sur la classification des sols, 2002. Le système canadien de classification des sols. Troisième édition. Agriculture et Agroalimentaire Canada. Publication 1646. 187 p. <u>https://sis.agr.</u> gc.ca/siscan/publications/manuals/1998-cssced3/cssc3\_manual.pdf
- Hengl, T., J. Mendes de Jesus, G.B.M. Heuvelink, M. Ruiperez Gonzalez, M. Kilibarda, A. Blagotić, W. Shangguan, M.N. Wright, X. Geng, B. Bauer-Marschallinger, M.A. Guevara, R. Vargas, R.A. MacMillan, N.H. Batjes, J.G.B. Leenaars, E. Ribeiro, I. Wheeler, S. Mantel et B. Kempen, 2017. SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning. PLoS ONE 12(2): e0169748. <u>https://doi.org/10.1371/journal. pone.0169748</u>

- Houle, D., R. Ouimet, S. Couture et C. Gagnon, 2006.
  Base cation reservoirs in soil control the buffering capacity of lakes in forested catchments. Can.
  J. Fish. Aquat. Sci. 63(3): 471-474. <u>https://doi.org/10.1139/f06-007</u>
- Kloosterman, B., L.M. Lavkulich et M.K. John, 1974. Use of soil data file for pedological research. Can. J. Soil Sci. 54(2): 195-204. <u>https://doi.org/10.4141/cjss74-026</u>
- Kuhn, M., 2020. *caret: Classification and regression training.* R package version 6.0-86. <u>https://cran.r-</u> project.org/package=caret
- Kull, S.J., G.J. Rampley, S. Morken, J. Metsaranta, E.T. Neilson et W.A. Kurz, 2016. Modèle du bilan du carbone du secteur forestier canadien (MBC-SFC3) à l'échelle opérationelle. Version 1.2 : guide de l'utilisateur. Ressources naturelles Canada, Service canadien des forêts, Centre de foresterie du Nord. Edmonton, AB. 374 p. <u>https://</u> cfs.nrcan.gc.ca/publications?id=36557
- Lafond, R., C. Cauchon, et J.P. Ducruc, 1992. *Pédologie forestière*. Modulo. Mont-Royal, QC. 146 p.
- Laroche, J. et P. Grondin, 1993. Les groupes phytosociologiques comme indicateurs biologiques de la qualité des sols dans les forêts Appalachiennes, comté de Montmagny, Québec. Gouvernement du Québec, ministère des Forêts, Direction de la recherche forestière. Rapport non publié.
- Levin, N., E. Ben Dor et A. Singer, 2005. A digital camera as a tool to measure colour indices and related properties of sandy soils in semi-aridenvironments. Int. J. Remote Sens. 26(24): 5475-5492. <u>https:// doi.org/10.1080/01431160500099444</u>
- Liski, J. et C.J. Westman, 1997. *Carbon storage in forest soil of Finland. 1. Effect of thermoclimate.* Biogeochemistry 36: 239-260. <u>https://www.jstor.org/stable/1469205</u>
- McKeague, J.A., J.H. Day et J.A. Shields, 1971. Evaluating relationships among soil properties by computer analysis. Can. J. Soil Sci. 51: 105-111. https://doi.org/10.4141/cjss71-013
- Mouazen, A.M., R. Karoui, J. Deckers, J. De Baerdemaeker et H. Ramon, 2007. Potential of visible and near-infrared spectroscopy to derive colour groups utilising the Munsell soil colour charts. Biosyst. Eng. 97(2): 131-143. https://doi. org/10.1016/j.biosystemseng.2007.03.023
- Munsell Color, 2010. *Munsell soil color charts: with genuine Munsell color chips.* Munsell Color. Grand Rapids, MI (États-Unis).

- Nelson, D.W. et L.E. Sommers, 1982. « Chapitre 29 Total carbon, organic carbon, and organic matter ».
  Dans : Page, A.L. (édit.), Methods of soil analysis. Part 2. Agronomy Monographs. American Society of Agronomy, Soil Science Society of America. Madison, WI (États-Unis). p. 539-579. <u>https://doi.org/10.2134/agronmonogr9.2.2ed.</u> <u>c29</u>
- Ouimet, R., S. Tremblay, C. Périé et G. Prégent, 2007. Ecosystem carbon accumulation following fallow farmland afforestation with red pine in southern Quebec. Can. J. For. Res. 37(6): 1118-1133. https://doi.org/10.1139/X06-297
- Ouimet, R., A.P. Pion et M. Hébert, 2015. Long-term response of forest plantation productivity and soils to a single application of municipal biosolids. Can. J. Soil Sci. 95(2): 187-199. <u>https:// doi.org/10.4141/cjss-2014-048</u>
- Ouimet, R., J.F. Boucher, P. Tremblay et D. Lord, 2018. Comparing soil profiles of adjacent forest stands with contrasting tree densities: lichen woodlands vs. black spruce–feathermoss stands in the continuous boreal forest. Can. J. Soil Sci. 98(3): 458-468. https://doi.org/10.1139/cjss-2018-0017
- Page, N.R., 1974. Estimation of organic matter in Atlantic coastal plain soils with a colour-difference meter. Agron. J. 66(5): 652-653. <u>https://doi.org/10.2134/agronj1974.0002196200660005001</u> 4x
- Périé, C. et R. Ouimet, 2003. *Le réseau d'étude et de surveillance des écosystèmes forestiers québécois.* Gouvernement du Québec, ministère des Ressources naturelles, de la Faune et des Parcs, Direction de la recherche forestière. Note de recherche forestière n° 122. 8 p. <u>https://mffp.gouv.qc.ca/documents/forets/connaissances/recherche/Note122.pdf</u>
- R Core Team, 2020. *R: A language and environment for statistical computing.* Version 4.0.3.
   R Foundation for Statistical Computing. Vienne (Autriche). <u>https://www.npackd.org/p/r/4.0.3</u>
- Sánchez-Marañón, M., P.A. García, R. Huertas, J. Hernández-Andrés et M. Melgosa, 2011. Influence of natural daylight on soil color description: Assessment using a color-appearance model. Soil Sci. Soc. Am. J. 75(3): 984-993. https://doi.org/10.2136/sssaj2010.0336

- Schulze, D.G., J.L. Nagel, G.E. Van Scoyoc, T.L. Henderson, M.F. Baumgardner et D.E. Stott, 1993. « Significance of organic matter in determining soil colours ». Dans : Bingham, J.M. et E.J. Ciolkosz (édit.), *Soil colour.* Soil Science Society of America, Inc. Madison, WI (États-Unis). Special publication No. 31: 71-91. <u>https:// doi.org/10.2136/sssaspecpub31.c5</u>
- Soil Survey Staff, 2003. *Keys to soil taxonomy*. 9<sup>th</sup> edition. U.S.D.A., Natural Resources Conservation Service, Washington, DC (États-Unis). 332 p. <u>https://www.nrcs.usda.gov/Internet/FSE</u> <u>DOCUMENTS/nrcs142p2\_051544.pdf</u>
- Soileau, J.M. et R.J. McCracken, 1967. Free iron and coloration in certain well-drained coastal plain soils in relation to their other properties and classification. Soil Sci. Soc. Am. Proc. 31(2): 248-255. https://doi.org/10.2136/sssaj1967.0361599 5003100020030x
- Steinhardt, G.C. et D.P. Franzmeier, 1979. Comparison of organic matter content with soil colour for silt loam soils of Indiana. Commun. Soil Sci. Plant Anal. 10(10): 1271-1277. <u>https://doi. org/10.1080/00103627909366981</u>
- Swetha, R.K. et S. Chakraborty, 2021. Combination of soil texture with Nix color sensor can improve soil organic carbon prediction. Geoderma 382: 114775. <u>https://doi.org/10.1016/j.</u> geoderma.2020.114775
- Sylvain, J.-D., F. Anctil et É. Thiffault, 2021. Using bias correction and ensemble modelling for predictive mapping and related uncertainty: A case study in digital soil mapping. GEODERMA 403: 115153. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115153
- Tremblay, S., R. Ouimet et D. Houle, 2002. *Prediction* of organic carbon content in upland forest soils of Quebec, Canada. Can, J. For. Res. 32(5): 903-914. <u>https://doi.org/10.1139/x02-023</u>
- Wan, X., W. Wang, J. Liu et T. Tong, 2014. Estimating the sample mean and standard deviation from the sample size, median, range and/or interquartile range. BMC Med. Res. Methodol. 14(1): 135. https://doi.org/10.1186/1471-2288-14-135
- Wood, S.N., 2017. mgcv: Mixed GAM computation vehicle with automatic smoothness estimation (Version 1.8-22). <u>https://cran.r-project.org/web/</u> packages/mgcv/index.html

### Annexe

Concentration moyenne estimée (g·kg<sup>-1</sup>) du carbone organique et coefficient de variation (CV) obtenus à partir du modèle d'intelligence artificielle qrf selon la couleur de la charte Munsell et le groupe de classes texturales du sol.

Coulour	Sab	le	Loa	ım	Arg	ile	Coulour	Sab	le	Loa	m	Arg	ile
Munsell	C g⋅kg⁻¹	с۷	C g⋅kg⁻¹	с۷	C g⋅kg⁻¹	с٧	Munsell	C g⋅kg⁻¹	CV	C g⋅kg⁻¹	С٧	C g⋅kg⁻¹	с٧
10R 2,5/1	125	0,41	125	0,18	125	0,15	2,5YR 5/0	8	5,57	7	5,84	7	6,35
10R 2,5/2	135	0,55	135	0,60	135	0,56	2,5YR 5/2	4	1,46	7	0,82	2	3,06
10R 3/1	51	1,54	76	1,03	94	0,78	2,5YR 5/4	2	0,86	7	1,52	5	2,21
10R 3/2	32	1,75	46	0,94	49	1,78	2,5YR 5/6	3	2,84	12	1,31	12	1,38
10R 3/3	13	2,11	19	1,47	27	2,54	2,5YR 5/8	11	0,73	14	1,01	15	1,00
10R 3/4	8	1,50	11	1,12	11	1,19	2,5YR 6/0	7	4,19	7	5,10	6	5,60
10R 3/6	8	1,49	12	1,13	13	1,11	2,5YR 6/2	3	2,07	6	0,97	3	2,61
10R 4/1	18	1,55	9	4,52	9	4,68	2,5YR 6/4	1	1,56	5	2,21	4	2,43
10R 4/2	6	1,86	8	0,72	8	0,83	2,5YR 6/6	1	2,39	7	1,61	6	1,80
10R 4/3	6	1,42	10	0,81	8	1,11	2,5YR 6/8	4	2,26	12	1,49	12	1,51
10R 4/4	7	1,28	11	0,77	11	0,95	5YR 2,5/1	94	0,59	123	0,22	129	0,21
10R 4/6	5	1,80	11	1,03	11	1,05	5YR 2,5/2	52	0,46	58	1,08	113	1,07
10R 4/8	5	2,00	10	0,95	10	1,08	5YR 3/1	94	0,54	106	0,34	106	0,84
10R 5/1	10	1,58	9	1,36	8	1,78	5YR 3/2	34	2,06	40	0,93	90	1,20
10R 5/2	10	0,88	10	0,38	10	0,76	5YR 3/3	76	0,57	42	0,80	84	1,24
10R 5/3	7	1,15	10	0,68	9	0,91	5YR 3/4	29	1,40	42	0,35	48	2,26
10R 5/4	4	2,00	10	1,11	10	1,15	5YR 4/1	19	0,88	6	1,78	2	5,80
10R 5/6	5	2,03	10	0,95	10	1,04	5YR 4/2	19	0,62	10	1,23	7	1,80
10R 5/8	4	2,09	10	0,95	10	1,03	5YR 4/3	21	0,96	13	2,91	15	2,58
10R 6/1	10	1,26	8	1,00	8	1,26	5YR 4/4	15	0,50	27	0,92	31	0,95
10R 6/2	8	0,99	10	0,66	8	1,10	5YR 4/6	15	0,84	32	0,44	33	0,55
10R 6/3	5	1,73	9	0,97	9	1,04	5YR 5/1	8	1,30	5	1,56	5	1,66
10R 6/4	4	2,26	10	1,12	10	1,16	5YR 5/2	14	0,87	11	0,67	8	1,02
10R 6/6	4	2,13	10	0,95	10	1,04	5YR 5/3	6	1,05	5	0,95	5	1,04
10R 6/8	4	2,09	10	0,95	10	1,03	5YR 5/4	11	1,20	33	0,55	33	0,55
2,5YR 2,5/0	94	0,55	125	0,90	129	0,88	5YR 5/6	9	0,38	9	0,71	9	0,88
2,5YR 2,5/2	58	1,31	60	1,21	113	0,97	5YR 5/8	4	1,64	9	1,26	9	1,74
2,5YR 2,5/4	32	0,80	39	0,64	53	2,04	5YR 6/1	10	0,80	8	1,04	7	1,29
2,5YR 3/0	60	1,40	60	1,40	94	0,92	5YR 6/2	9	1,09	6	0,53	6	0,96
2,5YR 3/2	17	1,32	49	0,61	49	1,12	5YR 6/3	4	0,41	5	1,18	5	1,25
2,5YR 3/4	25	0,90	47	0,38	53	2,01	5YR 6/4	5	1,40	9	2,15	9	2,12
2,5YR 3/6	11	0,48	28	0,45	28	0,45	5YR 6/6	6	1,20	9	1,33	11	1,32
2,5YR 4/0	18	3,94	40	1,83	49	1,83	5YR 6/8	4	0,56	9	1,13	9	1,80
2,5YR 4/2	2	0,21	6	2,01	3	3,23	5YR 7/1	5	0,55	5	0,19	5	0,62
2,5YR 4/4	4	0,69	15	0,60	15	0,60	5YR 7/2	5	0,72	6	0,96	7	0,97
2,5YR 4/6	12	0,64	15	0,91	15	0,97	5YR 7/3	5	0,73	6	1,41	7	1,35
2,5YR 4/8	14	0,00	15	0,80	15	0,82	5YR 7/4	5	0,73	9	1,10	9	1,12

0	Sab	ble	Loa	m	Arg	ile		<b>a</b> 1	Sab	le	Loa	m	Arg	ile
Couleur Munsell	C g⋅kg⁻¹	с٧	C g⋅kg <sup>-1</sup>	CV	C g⋅kg <sup>-1</sup>	сѵ		Couleur Munsell	C g⋅kg⁻¹	CV	C g⋅kg <sup>-1</sup>	CV	C g⋅kg⁻¹	CV
5YR 7/6	5	0,96	10	1,04	12	0,91	-	10YR 4/2	11	1,28	13	0,97	11	1,00
5YR 7/8	5	0,66	9	1,07	9	1,03	-	10YR 4/3	7	1,79	6	1,32	12	0,42
5YR 8/1	5	0,83	5	0,63	5	1,18	-	10YR 4/4	9	0,97	21	0,51	19	0,65
5YR 8/2	5	0,69	6	1,04	7	1,19	_	10YR 4/6	7	0,66	20	0,51	18	0,58
5YR 8/3	5	0,76	6	1,52	7	1,29	_	10YR 5/1	9	0,54	8	0,45	7	0,59
5YR 8/4	5	0,66	9	1,12	9	1,17	_	10YR 5/2	5	0,55	4	1,74	6	1,20
7,5YR 2/0	153	1,21	325	0,53	325	0,53	_	10YR 5/3	5	0,33	3	0,99	5	1,73
7,5YR 3/0	33	2,06	15	4,06	15	6,01	_	10YR 5/4	1	2,59	8	1,26	13	0,79
7,5YR 3/2	22	0,83	22	0,93	178	0,64		10YR 5/6	1	2,03	10	0,93	17	0,26
7,5YR 3/4	33	0,77	45	0,88	56	1,79	_	10YR 5/8	6	0,23	4	1,09	10	1,00
7,5YR 4/0	15	1,56	11	2,62	12	2,46	_	10YR 6/1	6	0,44	7	0,56	7	0,63
7,5YR 4/2	17	0,26	19	0,57	17	0,66	_	10YR 6/2	6	0,40	12	0,38	7	0,58
7,5YR 4/4	4	1,95	18	0,85	19	0,76	_	10YR 6/3	2	1,48	3	1,42	4	2,10
7,5YR 4/6	22	0,35	16	1,84	19	1,54	_	10YR 6/4	4	1,28	2	1,30	2	3,89
7,5YR 5/0	7	1,06	7	0,29	7	0,65	_	10YR 6/6	2	2,17	8	0,96	11	0,89
7,5YR 5/2	8	0,74	8	0,59	8	0,65	_	10YR 6/8	6	0,90	4	0,99	9	0,92
7,5YR 5/4	4	1,36	16	1,13	16	1,13	_	10YR 7/1	6	0,77	12	0,66	12	0,73
7,5YR 5/6	7	0,90	16	0,59	18	0,53	_	10YR 7/2	6	0,77	7	0,59	7	0,60
7,5YR 5/8	5	0,55	4	1,25	5	1,84	_	10YR 7/3	2	1,85	3	1,20	4	1,24
7,5YR 6/0	6	0,82	6	0,40	6	0,25	-	10YR 7/4	4	1,31	2	2,25	4	1,89
7,5YR 6/2	6	0,59	7	0,73	7	0,50	_	10YR 7/6	4	1,01	4	1,65	7	1,36
7,5YR 6/4	5	0,63	5	1,48	7	1,59	_	10YR 7/8	6	0,93	5	0,97	9	0,93
7,5YR 6/6	4	0,25	8	0,86	11	0,90	_	10YR 8/1	6	0,67	12	0,68	10	0,93
7,5YR 6/8	4	0,83	6	1,00	10	1,00	_	10YR 8/2	6	0,87	7	0,94	7	0,78
7,5YR 7/0	6	0,73	6	0,06	6	0,07		10YR 8/6	4	0,95	4	1,81	7	1,44
7,5YR 7/2	6	0,55	7	0,71	7	0,48		10YR 8/8	6	0,91	4	1,33	7	0,94
7,5YR 7/4	5	0,82	4	1,69	7	1,55		2,5Y 2/0	69	3,26	83	2,77	94	2,45
7,5YR 7/6	4	0,85	4	1,63	7	1,42		2,5Y 3/0	15	2,80	15	1,53	15	1,63
7,5YR 7/8	4	0,80	6	1,01	10	1,00		2,5Y 3/2	6	0,07	6	1,10	11	0,40
7,5YR 8/0	6	0,75	6	0,21	6	0,40		2,5Y 4/0	1	1,11	5	0,64	5	0,58
7,5YR 8/2	6	0,78	7	0,92	7	0,65		2,5Y 4/2	2	0,26	3	0,49	13	1,01
7,5YR 8/4	4	1,08	4	1,67	6	1,30		2,5Y 4/4	3	0,91	11	0,85	17	0,52
7,5YR 8/6	4	1,03	4	1,53	6	1,57		2,5Y 5/0	2	0,65	1	2,11	2	1,32
10YR 2/1	133	0,67	135	0,59	161	0,50		2,5Y 5/2	1	0,44	1	2,12	1	8,19
10YR 2/2	15	1,75	41	0,17	48	2,41		2,5Y 5/4	1	3,00	6	1,52	15	0,30
10YR 3/1	30	0,83	36	0,77	51	1,83		2,5Y 5/6	1	1,36	5	1,51	10	0,82
10YR 3/2	13	1,06	47	0,28	47	0,06	-	2,5Y 6/0	2	2,25	3	1,30	5	0,81
10YR 3/3	18	1,12	26	0,56	27	0,55	-	2,5Y 6/2	1	0,00	1	1,99	1	3,42
10YR 3/4	16	0,74	25	0,43	27	0,24	-	2,5Y 6/4	1	0,00	4	0,40	4	1,64
10YR 3/6	13	1,00	32	0,13	32	0,12	-	2,5Y 6/6	1	0,74	4	1,59	9	1,13
10YR 4/1	10	0,80	10	1,48	10	1,47	-	2,5Y 6/8	1	1,85	4	1,62	8	1,19

Coulour	Sab	ole	Loa	Im	Arg	jile	Coulor	Sal	ble	Loa	Im	Arg
Munsell	C g⋅kg⁻¹	с٧	C g·kg⁻¹	CV	C g⋅kg⁻¹	с٧	Munsell	ll C g⋅kg⁻¹	С٧	C g⋅kg⁻¹	CV	C g⋅kg⁻¹
2,5Y 7/0	2	2,29	4	1,24	5	0,99	5Y 6/3	1	0,15	1	1,13	2
2,5Y 7/2	1	0,44	1	1,99	2	1,98	5Y 6/4	1	0,74	2	1,92	1
2,5Y 7/4	1	0,81	2	1,04	4	2,36	5Y 6/6	1	1,03	4	1,62	4
2,5Y 7/6	1	1,19	4	1,36	4	2,92	5Y 6/8	2	2,75	4	1,47	4
2,5Y 7/8	1	1,85	4	1,53	4	2,69	5Y 7/1	2	3,47	7	0,87	5
2,5Y 8/0	2	2,25	5	1,23	5	1,23	5Y 7/2	1	0,59	1	1,67	2
2,5Y 8/2	1	0,44	2	2,19	3	1,73	5Y 7/3	1	0,44	2	1,16	2
2,5Y 8/4	1	0,89	2	1,07	4	1,86	5Y 7/4	1	1,04	2	1,22	3
2,5Y 8/6	1	1,19	3	0,91	4	2,44	5Y 7/6	1	0,86	4	1,55	4
2,5Y 8/8	1	4,07	4	1,54	4	2,56	5Y 7/8	1	4,20	4	1,54	4
5Y 2,5/1	36	0,72	38	0,70	48	0,86	5Y 8/1	2	3,47	7	0,89	5
5Y 2,5/2	77	0,40	41	1,20	77	0,66	5Y 8/2	1	0,59	1	1,63	2
5Y 3/1	33	0,64	33	1,24	36	1,36	5Y 8/3	1	0,74	2	1,21	2
5Y 3/2	5	1,27	7	0,62	9	1,72	5Y 8/4	1	1,19	2	1,22	2
5Y 4/1	6	1,38	4	0,80	6	0,38	5Y 8/6	1	0,99	4	1,54	4
5Y 4/2	2	0,79	4	0,33	9	1,33	5Y 8/8	1	4,20	4	1,54	4
5Y 4/3	2	0,77	4	0,97	4	1,87	5GY 4/	1 5	2,62	1	3,74	1
5Y 4/4	6	0,78	10	0,68	10	0,85	5GY 5/	1 2	2,69	3	2,02	3
5Y 5/1	1	1,19	6	0,87	5	0,68	5GY 6/	1 3	1,66	3	2,06	4
5Y 5/2	1	0,00	1	2,22	1	0,00	5GY 7/	1 4	1,45	6	1,27	5
5Y 5/3	1	1,04	1	3,76	3	0,49	5G 4/1	6	2,17	4	0,80	5
5Y 5/4	1	0,74	9	0,46	9	1,01	5G 5/1	4	2,12	4	1,44	4
5Y 5/6	1	1,97	9	0,71	9	1,11	5G 6/1	3	1,85	3	1,63	4
5Y 6/1	4	1,39	10	0,51	5	1,26	5G 7/1	2	2,04	3	1,66	4
5Y 6/2	1	0.48	1	1.81	1	4,94						

La Direction de la recherche forestière a pour mandat de participer activement à l'orientation de la recherche et à l'amélioration de la pratique forestière au Québec, dans un contexte d'aménagement forestier durable, en réalisant des travaux de recherche scientifique appliquée. Elle développe de nouvelles connaissances, du savoir-faire et du matériel biologique et contribue à leur diffusion ou leur intégration au domaine de la pratique. Elle subventionne aussi des recherches en milieu universitaire, le plus souvent dans des créneaux complémentaires à ses propres travaux.

#### On peut citer ce texte en indiquant la référence. Citation recommandée :

Ouimet, R., F. Muessenberger et C. Fortin, 2022. *Estimation de la concentration en carbone des sols forestiers à partir de leur couleur.* Gouvernement du Québec, ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, Direction de la recherche forestière. Note de recherche forestière n° 158. 17 p.

ISSN 0834-4833 ISBN (PDF) : 978-2-550-91112-8 G.F.D.C.: 114.27--015.21 (714) L.C.: S592.4 S592.6.C35 Dépôt légal 2022 Bibliothèque nationale du Québec © 2022 Gouvernement du Québec

