

Université de Montréal

**Caractérisation hydrogéomorphométrique
du bassin versant de la Rivière George (Nunavik)
par télédétection et analyse typologique**

Par

Eliot Sicaud

Département de Géographie

Faculté des Arts et des Sciences

Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de Maîtrise ès sciences (M. Sc.)
en géographie physique

Décembre 2021

© Eliot Sicaud, 2021

Université de Montréal

Département de Géographie, Faculté des études supérieures et postdoctorales

Ce mémoire intitulé

**Caractérisation hydrogéomorphométrique
du bassin versant de la Rivière George (Nunavik)
par télédétection et analyse typologique**

Présenté par

Eliot Sicaud

A été évalué par un jury composé des personnes suivantes

Oliver Sonnentag
Président-rapporteur

Daniel Fortier
Directeur de recherche

Esther Lévesque
Membre du jury

Résumé

Ce mémoire a pour objectif d'approfondir les connaissances scientifiques sur les comportements hydrologiques des bassins versants arctiques et subarctiques. Les rivières drainant ces bassins versants sont parmi les systèmes fluviaux les moins étudiés et compris, étant donné leur vaste étendue et leur localisation éloignée. L'approche utilisée, issue de la discipline de l'hydrologie paysagère, présente une technique de classifications non-supervisées jumelées à des données de télédétection afin de caractériser le comportement hydrologique et les changements à l'échelle du paysage qui se sont produits sur les 35 dernières années dans un bassin versant subarctique de 42 000 km². Plus précisément, plusieurs analyses géographiques d'image orientées-objet (AGIOO), employant des variables hydrogéomorphométriques et combinées à l'algorithme de classification *Fuzzy C-Means*, ont été produites, puis comparées afin de classifier et identifier les changements dans le paysage du vaste bassin versant de la Rivière George (BVRG), situé au Nunavik (Canada). Nos résultats indiquent que le BVRG contient deux types distincts de sous-bassins versants typologiquement similaires, distribués selon un gradient latitudinal, mettant en lumière une hétérogénéité spatiale dans les structures des sous-bassins constituant le BVRG. De plus, une expansion du type de bassins versants du sud dans le nord du BVRG est observée depuis les 35 dernières années. Cette expansion est principalement due à une augmentation de la production végétale et de l'humidité contenue dans les sols et la végétation, elle-même induite par une augmentation des températures moyennes annuelles et des précipitations totales annuelles associée aux changements climatiques. Ces changements observés dans la couverture terrestre ont des impacts importants et à long terme sur les processus hydrologiques du BVRG en augmentant les taux d'évapotranspiration. Ce phénomène pourrait expliquer la diminution d'environ 1% des débits annuels observée dans le BVRG entre les années 1970 et 2017.

Mots-clés : hydrologie paysagère, télédétection, analyse typologique, bassin versant subarctique, enverdissement

Abstract

The objective of this study is to develop scientific knowledge on the hydrological behaviors of Arctic and Subarctic watersheds. Rivers draining high-latitude watersheds are among the least studied and understood fluvial systems, given their large extent and their remote locations. Here we develop a landscape hydrology approach which pairs unsupervised classifications with remote sensing data to characterize the hydrological behavior and landscape scale changes that have occurred over a 42 000 km² sub-arctic watershed over the last 35 years. More precisely, multiple Geographic Object-Based Image Analysis (GeOBIA), employing hydrogeomorphometric variables and combined to the Fuzzy C-Means clustering algorithm, were produced and then compared to classify and identify landscape change across the vast George River Watershed (GRW), situated in Nunavik (Canada). Our results indicate that the GRW contains two distinct subwatershed types which are distinct in their typology and distributed along a latitudinal gradient, which highlights spatial heterogeneity in the structures of the subwatersheds constituting the GRW. Moreover, an expansion of the southern type subwatersheds in the north of the GRW has been observed since the last 35 years. This expansion is principally due to increases in vegetation production and moisture content in soils and vegetation, themselves induced by increases in mean annual temperature (MAT) and total annual precipitation (TAP) associated with the changing climate in this northern watershed. These land cover changes are likely to have important and long-term impacts on the hydrological processes within the GRW by increasing rates of evapotranspiration. This phenomenon may explain the decrease of about 1% in the George River's annual discharge observed between the mid-1970s and 2017.

Keywords: landscape hydrology, remote sensing, clustering, Subarctic watershed, Arctic greening

Table des matières

Résumé	v
Abstract	vi
Table des matières	vii
Liste des tableaux	xi
Liste des figures	xiii
Liste des abréviations	xv
Remerciements	xvii
Introduction générale	1
Chapitre 1 : Cadre théorique et objectifs	5
1.1 Cadre théorique	5
1.1.1 Les paramètres hydrogéomorphométriques	5
1.1.1.1 La topographie	5
1.1.1.2 Les éléments de la couverture terrestre	7
1.1.1.3 Le sol et la géologie	8
1.1.2 Contexte hydrologique du BVRG	9
1.1.3 Impacts des changements climatiques sur l'hydrologie	12
1.2 Objectifs	15
Chapitre 2 : Article scientifique	17
2.1 Abstract	17
2.2 Introduction	18
2.3 Data sets	22
2.3.1 Canadian digital elevation model	22
2.3.2 Lakes and streams shapefiles	22
2.3.3 Landsat imagery	22
2.3.4 Surface deposit map	22

2.3.5 Reanalysis climate data	23
2.4 Methods.....	23
2.4.1 Watershed and subwatershed delineations.....	23
2.4.2 Landsat imagery harmonization and masking.....	23
2.4.3 Metrics computation and extraction.....	24
2.4.3.1 Topographic metrics.....	24
2.4.3.2 Land cover metrics	24
2.4.3.3 Subsurface metrics	25
2.4.4 Fuzzy c-means clustering.....	26
2.4.5 Tasseled cap trend analysis	26
2.5 Results	28
2.5.1 Clustering results (2015-2019).....	28
2.5.2 Trends in land cover metrics and clustering results (1985-2019).....	32
2.5.3 Tasseled cap trend results.....	34
2.5.4 Clustering results compared to reanalysis climate data	38
2.6 Discussion	41
2.6.1 Current hydrological state of the George River watershed.....	41
2.6.2 Land cover changes in the last 35 years.....	44
2.6.3 Future changes in hydrological processes.....	46
2.7 Conclusion.....	47
2.8 Acknowledgement.....	48
Chapitre 3 : Discussion générale.....	51
3.1 Retour sur la recherche.....	51
3.2 Implications	53
Conclusion générale	57
Références bibliographiques	xvii

Annexe A : Code pour la production d'indices de différence normalisée (Normalized Difference Vegetation Index - NDVI, Normalized Difference Moisture Index - NDMI et Normalized Difference Water Index - NDWI)	xxvii
Annexe B : Code pour la production d'une analyse géographique d'images orientée-objet (AGIOO) jumelée à l'algorithme de classification <i>Fuzzy C-Means</i> (FCM)	xxxii
Annexe C : Code pour la production d'une analyse de tendances spectrales de la couverture terrestre (<i>Tasseled Cap trend analysis</i>)	xxxvii
Annexe D : Code pour la production du test de significativité de Mann-Kendall pour l'analyse de tendances spectrales de la couverture terrestre (<i>Tasseled Cap trend analysis</i>).....	xliii

Liste des tableaux

Tableau 1 - Summary of metrics used in the unsupervised GeOBIA. Hydro-geomorphic metrics are categorized into three types, accordingly to our conceptual framework: topographic, land cover and subsurface metrics.25

Liste des figures

Figure 1 - Carte représentant les limites du bassin versant de la Rivière George, situé au Nunavik.	2
Figure 2 - Carte des régions hydrophysiographiques comprises dans le bassin versant pan-arctique (Bring et al., 2016).	10
Figure 3 - Carte de la distribution du pergélisol au Nunavik avec les contours du bassin versant de la Rivière George, modifiée de L’Hérault et Allard (2018).	12
Figure 4 - Débit annuel des principaux bassin versants arctiques (White et al., 2018).	14
Figure 5 - The conceptual framework used in this study provided by a landscape hydrology approach. Watershed hydrological processes can be induced by their landscape characteristics. Three main types of landscape features exert control on a watershed hydrological behavior: topography, land cover, and soil and geology.	18
Figure 6 - Map of the George River Watershed (GRW) situated in Nunavik, the northernmost region of Quebec (Canada).	21
Figure 7 - Simplified unsupervised GeOBIA flow chart method.	27
Figure 8 - FPC in function of number of clusters for the 2015-2019 classification. The highest FPC is reached for a two-cluster.	28
Figure 9 - Clustering results for the 2015-2019 classification reveal a clear partitioning of the GRW with two clusters of subwatersheds distributed latitudinally: (a) “hard” clustering results, (b) fuzzy clustering results for Cluster 1 (C1) and (c) fuzzy clustering results for Cluster 2 (C2).	29
Figure 10 - Topographic metrics statistical distribution of the GRW by cluster (C1 in red and C2 in green) for the period 2014-2019, which include: mean elevation (m), mean slope (°), drainage density (km^{-1}) and form factor. Mean elevation and mean slopes are the topographic metrics that highlight the most the differences between the clusters.	30
Figure 11 - Land cover metrics statistical distribution of the GRW by cluster (C1 in red and C2 in green) for the period 2014-2019, which include: mean NDVI, NDVI fractional coverage (%), mean NDMI and NDWI fractional coverage (%). Mean NDVI, NDVI fractional coverage and mean NDMI are the topographic metrics that highlight the most the differences between the clusters.	30

Figure 12 - Subsurface metrics statistical distribution of the GRW by cluster (C1 in red and C2 in green) for the period 2014-2019, which include: thaw-stable surface deposits cover (%) and thaw-sensitive surface deposits cover (%). Both metrics highlight the differences between the clusters.31

Figure 13 - Significant trends in (a) mean NDVI, (b) NDVI fractional coverage, (c) mean NDMI and (d) NDWI fractional coverage, for the 1985-2019 period. A darker color represents a higher trend in magnitude. Gray areas indicate no significant trend identified.....33

Figure 14 - Significant trends in membership coefficients for the period 1985-2019 present only one subwatershed with a positive trend in its membership to C1, compared to 22 subwatersheds for C2. A darker color represents a higher trend in magnitude. Gray areas indicate no significant trend identified.34

Figure 15 - Color map legend for Tasseled Cap (TC) trend visual interpretation produced by Fraser et al. (2014).35

Figure 16 - Tasseled Cap (TC) trend image of the George River’s estuary and lower course, produced following the LARCH method introduced by Fraser et al. (2014). Areas in teal experienced an augmentation of vegetation production during the growing season of the period 1985-2019.36

Figure 17 - Tasseled Cap (TC) trend image of the George River’s main stem (Fraser et al., 2014). Areas in dark blue experienced an increase of moisture content in soil and vegetation during the growing season of the period 1985-2019.37

Figure 18 - Tasseled Cap (TC) trend image of the GRW’s most elevated region, in the north-east (Fraser et al., 2014). Areas in green experienced a decline in albedo, moisture content in soils and an increase in greenness during the period 1985-2019.....38

Figure 19 - Reanalysis climate data (MAT and TAP) plotted against statistical distribution time series of land cover metrics (mean NDVI, NDVI fractional coverage, mean NDMI and NDWI fractional coverage) for the period 1985-2019.40

Liste des abréviations

Françaises

AGIOO : Analyse géographique d'image orientée-objet

BVRG : Bassin versant de la Rivière George

ET : Évapotranspiration

Anglaises

C1 : Cluster 1

C2 : Cluster 2

CDEM : Canadian digital elevation model

DEM : Digital elevation model

ET : Evapotranspiration

FCM : Fuzzy c-means

FPC : Fuzzy partition coefficient

GEE : Google earth engine

GeOBIA : Geographic object-based image analysis

GRW : George River watershed

LARCH : Landsat Arctic Rgb Changes

MAT : Mean annual temperature

NDMI : Normalized difference moisture index

NDVI : Normalized difference vegetation index

NDWI : Normalized difference water index

TAP : Total annual precipitation

TC : Tasseled cap

Remerciements

Tout d'abord, j'aimerais sincèrement remercier toutes les personnes ayant encadré et dirigé l'écriture de ce mémoire. Parmi ces personnes, se démarquent Jan Franssen, initialement mon directeur de recherche, Jean-Pierre Dedieu, initialement mon co-directeur de recherche et Daniel Fortier, mon actuel directeur de recherche. Jan m'a premièrement proposé ce projet de recherche, puis mentoré tout au long du développement de celui-ci, malgré son départ du département de Géographie de l'Université de Montréal. Jean-Pierre m'a apporté un soutien inconditionnel et constant, et ses deux séjours à Montréal ont marqué des étapes décisives dans l'avancement du projet. Daniel m'a pris sous son aile en devenant mon nouveau directeur et son implication n'a été que bénéfique. Jan, Jean-Pierre et Daniel ont su me partager leur passion et leur rigueur, et leurs expertises distinctes ont contribué à rendre cette recherche plus complète.

Je tiens aussi à remercier tous les membres du programme *IMALIRJIIT*, particulièrement la communauté de Kangiqsualujjuaq et les chercheurs universitaires qui ont co-initié le programme de recherche dans lequel ce mémoire est inclus.

Enfin, je remercie le réseau ArcticNet pour son soutien financier dans ce projet.

C'est grâce à toutes ces personnes citées ci-haut que ce mémoire a pu voir la lumière du jour.

Introduction générale

Les rivières arctiques font partie des systèmes fluviaux qui demeurent à l'heure actuelle les moins compris et étudiés. Ces rivières drainent de vastes territoires pour lesquels les données hydrologiques sont éparées et le savoir sur leur fonctionnement reste encore limité. Le projet de recherche présenté s'intéresse, plus particulièrement, à la Rivière George et son bassin versant, situés au Nunavik, la région subarctique composant le Grand Nord québécois (Figure 1). La Rivière George prend source dans la forêt boréale, au nord-est de Schefferville, et se déverse dans la Baie d'Ungava, 600 km plus au Nord. Son bassin versant recouvre, quant à lui, un territoire de plus de 42 000 km².

De plus, la Rivière George est à la base des moyens de subsistance, de la culture et du bien-être des communautés Inuit, Naskapi et Innu occupant son bassin versant. L'adaptation aux changements environnementaux et la pression considérable pour l'extraction de ressources minières dans le bassin versant de la Rivière George (BVRG) sont donc des préoccupations importantes pour les habitants du bassin. Plus précisément, les régions arctiques sont considérées comme faisant partie des régions les plus impactées par le réchauffement global (Meredith et al., 2019). De plus, un projet minier entrepris par la compagnie Quest Rare Minerals est en développement en amont de la rivière. L'impact de ces deux types de perturbations et leur interaction simultanée sur le BVRG est jusqu'à ce jour inconnu.

Ainsi, la présente étude s'inscrit dans le cadre du programme de recherche multidisciplinaire *IMALIRJIIT* co-initié par la communauté de Kangiqsualujjuaq et des chercheurs universitaires, et ayant pour but de produire un suivi environnemental du BVRG sur le long terme (Gérin-Lajoie et al., 2018). Pour mener à bien ce programme, une approche communautaire est valorisée, et la population locale et la communauté académique travaillent en coopération en combinant savoir traditionnel et savoir scientifique. Chaque été depuis le commencement du programme *IMALIRJIIT*, lors des campagnes de terrain, la participation des jeunes, des aînés et des experts locaux est suscitée pour les collectes de données ; ce qui contribue à l'aspect communautaire du programme.

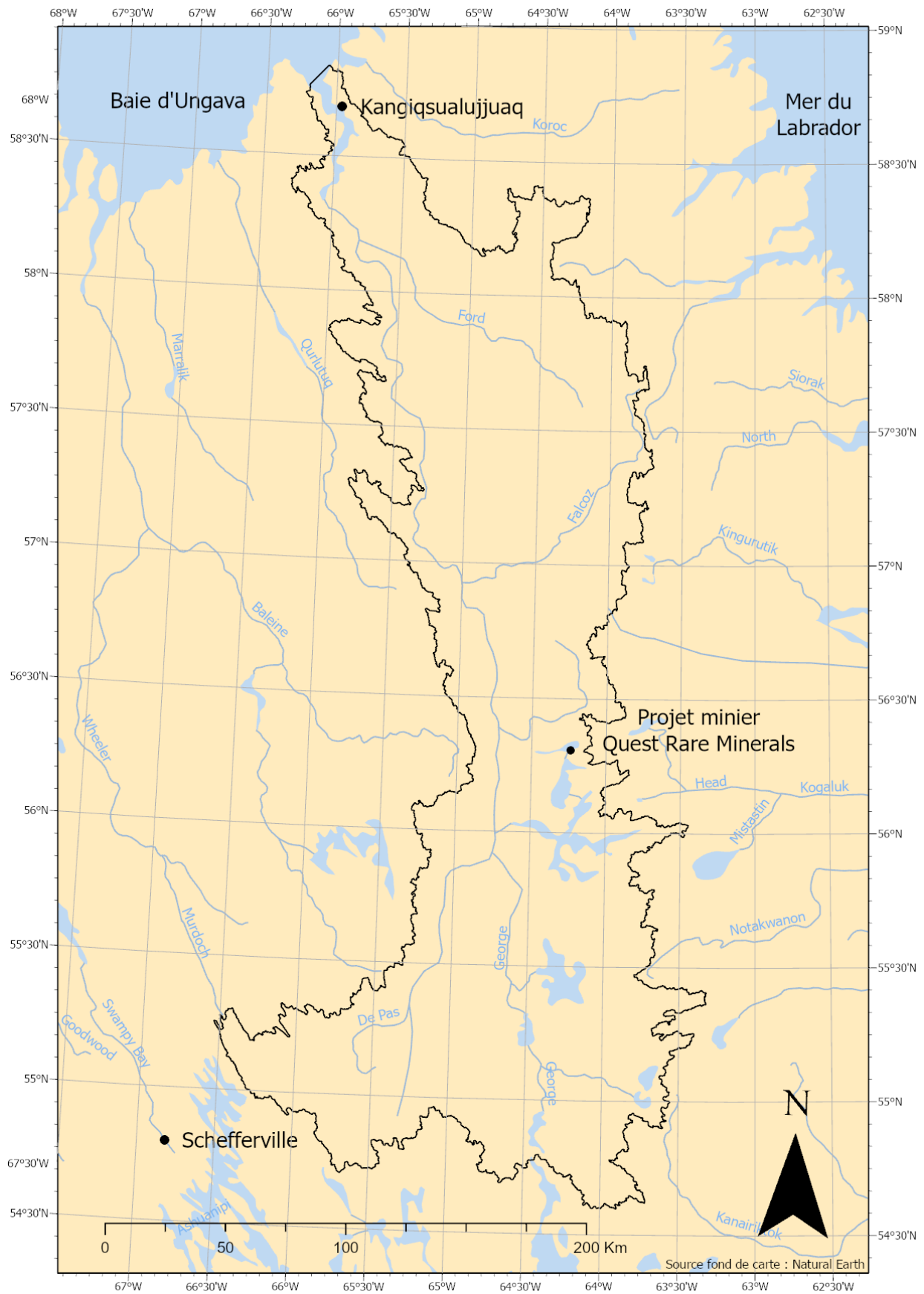


Figure 1 - Carte représentant les limites du bassin versant de la Rivière George, situé au Nunavik.

Considérant ceci, ce projet aborde donc le volet « hydrologie » du programme *IMALIRJIIT* en essayant, dans un premier temps, de caractériser la structure paysagère du BVRG et de ces sous-bassins afin d'en déduire leurs propriétés hydrologiques actuelles. L'étude intégrera des données acquises par télédétection dans une analyse typologique pour paramétrer le paysage composant les différents sous-bassins versants ; une technique efficace, et voire nécessaire, pour analyser un territoire aussi vaste en prenant en compte différentes échelles spatiales. Dans un second temps, l'analyse sera effectuée sur des données plus anciennes (1985-2019), dans le but d'identifier les changements qu'auraient pu subir ces paramètres du paysage dans les 35 dernières années.

Par conséquent, en plus de fournir un état des lieux de l'hydrologie actuelle du BVRG, cette approche spatio-temporelle a pour objectif de répondre à la question de recherche suivante : Quel est l'impact des changements climatiques sur l'hydrologie du BVRG ? Dans des termes plus précis, cette question de recherche peut être reformulée comme suit : Est-ce que les paramètres hydrogéomorphométriques du BVRG ont subi des changements entre 1985 et 2019 induits par les changements climatiques, et en quoi ces changements peuvent-ils modifier le comportement hydrologique général du BVRG (*i.e.*, la relation entre les intrants, les extrants et le stockage de l'eau dans le bassin versant, mesurée sur un intervalle d'échelles spatiales et temporelles) ?

Chapitre 1 : Cadre théorique et objectifs

1.1 Cadre théorique

Cette revue de la littérature a pour but de présenter le cadre théorique dans lequel l'étude s'inscrit. Après avoir défini ce qu'il faut entendre par « paramètres hydrogéomorphométriques », ces éléments constituant le paysage d'un bassin versant seront énoncés, accompagnés d'une description de leur contrôle hydrologique. Ensuite, un état des lieux *a priori* du BVRG sera exposé afin d'avoir une idée générale de la structure paysagère du BVRG. Finalement, cette section conclura sur une présentation des impacts, déjà observés, des changements climatiques sur l'hydrologie des régions arctiques et subarctiques.

1.1.1 Les paramètres hydrogéomorphométriques

En hydrologie, l'unité territoriale considérée est le bassin versant, soit la superficie totale drainée par un système fluvial (Fryirs et Brierley, 2012). De façon générale, l'eau entre dans le système par les précipitations et en ressort par l'évapotranspiration (ET) et les écoulements de surface et souterrains. Il est donc, en principe, possible de décrire les dynamiques hydrologiques d'un bassin versant en mesurant les quantités d'eau entrantes et sortantes du système. Seulement, ces données sont souvent rares, éparées ou incomplètes pour des rivières en régions reculées et drainant un vaste territoire, comme la Rivière George. Une alternative pour évaluer les dynamiques hydrologiques des bassins versant est de tirer ces résultats à partir de la structure et de l'hétérogénéité du paysage formant le bassin versant (Sivapalan et al., 2003). Dans ce projet, les « paramètres hydrogéomorphométriques » seront donc définis comme les paramètres, les indices ou les classifications permettant de décrire le paysage d'un bassin versant et exerçant un contrôle sur son comportement hydrologique. Il est possible de distinguer trois grandes classes de paramètres hydrogéomorphométriques, soient les paramètres associés à la topographie, à la couverture terrestre et au type de sol et de géologie. Dans les prochaines sous-sections, chacune des classes sera présentée, suivie d'une description de son contrôle sur l'hydrologie.

1.1.1.1 La topographie

La topographie est un facteur de contrôle essentiel sur l'hydrologie car elle dicte le mouvement de l'eau. Une contribution importante de la topographie est la détermination de la pente d'un cours

d'eau (Freeze et Harlan, 1969), et donc de l'énergie impliquée dans l'écoulement (Fryirs et Brierley, 2012). De plus, les dépressions formées par la topographie engendrent la rétention et le stockage de l'eau dans le paysage (Buttle et al., 2005), et la répartition du relief peut jouer un rôle crucial sur la distribution de la végétation et du pergélisol (Giblin et al., 1991), qui exercent un contrôle considérable sur l'hydrologie comme nous pourrions le voir plus tard. La topographie peut donc aussi influencer l'hydrologie de façon indirecte. Aussi, une augmentation du ruissellement de surface est attendue avec une augmentation du relief (Devito et al., 2005). La topographie influence également les microclimats et l'ensoleillement des versants, et donc détermine les taux de précipitation et d'ET (Sohoulande Djebou et al., 2014; Young et al., 1997).

Les limites des bassins versants et les réseaux hydrographiques sont, dans la plupart des cas, définis par la topographie (Gao et al., 2018). Plus précisément, la distribution des patrons dans les systèmes de drainage est contrôlée par cette dernière (Costa-Cabral et Burges, 1994), ce qui impacte grandement la génération du ruissellement et la convergence des écoulements (Rodríguez-Iturbe et Valdés, 1979). Les caractéristiques du réseau hydrographique sont également des facteurs de contrôle importants (G. E. Tucker et Bras, 1998). Premièrement, la forme du réseau hydrographique est intimement liée à la forme du bassin versant et cette dernière a un certain contrôle sur la réponse hydrologique du système (Fryirs et Brierley, 2012).

Le facteur de forme R_f est une quantité sans dimension permettant de quantifier ce contrôle. Il est défini comme suit :

$$R_f = \frac{A}{L_b^2}$$

où A est l'aire (km^2) et L_b , la longueur (km) du bassin dans la direction d'écoulement. Typiquement, les bassins ayant un facteur de forme R_f proche de 0.4 (forme plus compacte) sont considérés comme ayant une grande réponse hydrologique, avec des crues intenses et rapides, alors que ceux ayant un facteur de forme se rapprochant de 0.8 (forme plus allongée) ont des réponses plus faibles, avec des crues moins intenses (Fryirs et Brierley, 2012).

Un deuxième facteur est la densité de drainage D_d , définie comme suit :

$$D_d = \frac{L_{rh}}{A}$$

avec L_{rh} , la longueur (km) totale du réseau hydrographique et A , l'aire (km²) du bassin. Il est connu que la densité de drainage est un bon indicateur de plusieurs processus, comme la réponse hydrologique d'un bassin ou le taux d'infiltration, car elle impacte la vitesse et le temps de résidence de l'eau entre le haut d'un versant et le cours d'eau principal (Berger et Entekhabi, 2001).

1.1.1.2 Les éléments de la couverture terrestre

Une autre grande classe de paramètres paysagers influençant l'hydrologie est la couverture terrestre. Par « couverture terrestre », il faut entendre « les types d'occupation du sol ». À des fins pratiques, seulement les corps d'eau et la végétation seront comptabilisés dans cette classe, les zones agricoles et urbanisées étant quasiment absentes du site d'étude.

Les lacs représentent une partie importante du stockage de l'eau dans un bassin versant et la prédominance de stockage de surface influence grandement le bilan hydrique d'un bassin en réduisant le ruissellement et la réponse hydrologique, et en augmentant l'ET (FitzGibbon et Dunne, 1981; Korzun, 1978). Dans les bassins où les principaux événements de crues sont générés par la fonte de la couverture de neige, la compensation du déficit antécédent des lacs par les eaux de fonte engendre la réduction du ruissellement (Spence, 2000). Comme le montre les travaux de Arp et al. (2012), les bassins ayant une grande densité de lacs peuvent connaître des variations de leur densité de drainage dues aux changements saisonniers de la connectivité entre les lacs, ce qui a un effet important sur la réponse hydrologique d'un bassin (Devito et al., 2005; Dunne et al., 1975).

Le couvert végétal a aussi une implication substantielle dans le cycle de l'eau. Les feuilles des plantes peuvent intercepter les précipitations et l'eau interceptée retourne dans l'atmosphère par évaporation, sans passer par l'étape de ruissellement (Savenije, 2004). Aussi, les racines pompent l'eau stockée dans le sol et une fraction de cette eau retourne dans l'atmosphère via le processus de transpiration (Tabacchi et al., 2000). L'interception et la transpiration sont les deux types les plus importants d'évaporation (H. Gao et al., 2018), avec la transpiration contribuant de 80% à 90% de l'ET continentale (Jasechko et al., 2013). Une végétation plus grande ou plus dense engendrera un plus haut taux d'ET qu'une végétation plus petite ou moins dense, pour le même climat (Jencso et McGlynn, 2011; Yang et al., 2009). La végétation affecte également la génération de ruissellement. Par exemple, les racines des plantes génèrent des macro-pores dans

les sols, ce qui favorise l'infiltration de l'eau en créant des écoulements préférentiels (Gao et al., 2018). La présence de végétation vient donc accroître la connectivité hydraulique à l'échelle locale, particulièrement dans les zones riveraines (Tabacchi et al., 2000). Considérant ces types de contrôles, il est permis d'avancer que la présence de végétation a pour effet de diminuer la réponse hydrologique d'un cours d'eau en réduisant le ruissellement direct.

1.1.1.3 Le sol et la géologie

Les observations à petite échelle indiquent que les types de sols déterminent la porosité et la conductivité hydraulique, et donc le stockage et le mouvement de l'eau souterraine (Gao et al., 2018). De façon générale, l'humidité est mieux conservée dans les sols organiques de vallée que dans les sols minéraux des hautes terres pendant les périodes de sécheresse (Devito et al., 2005). Les tourbières et les milieux humides riverains, considérés ici comme des types de sols organiques, ont un impact sur le cheminement de l'eau et la réponse hydrologique qui dépend de leur condition d'humidité antécédente et de la capacité de stockage de la vadose (Devito et al., 2005).

La partie minérale des sols est souvent appelée « dépôts de surface », soit le matériel géologique recouvrant la roche-mère. À l'intérieur d'une région de même géologie, les dépôts de surface peuvent varier à l'échelle locale ou régionale par leur profondeur, leur texture (proportion de sable, de silt et d'argile), leur lithologie et leur hétérogénéité, dépendamment de leur provenance et leur granulométrie (Devito et al., 2005). Chaque classe de dépôts de surface est associée à une vadose caractéristique (stockage), un certain taux d'infiltration et une capacité de recharge spécifique, avec des plus grandes valeurs pour une granulométrie plus grossière (Haldorsen et Krüger, 1990; Hendry, 1983; Saxton et al., 1986). Ceci découle de la porosité et de la conductivité hydraulique du matériel, qui peuvent être déduites de la texture des dépôts de surface (Saxton et Rawls, 2006).

La géologie impose les conditions de base au paysage en déterminant le relief, les pentes et la morphologie des vallées (Fryirs et Brierley, 2012), et détermine les limites des régions hydrogéographiques (Devito et al., 2005). Par conséquent, le cheminement et l'intensité des écoulements de surface est indirectement contrôlé par la géologie (Tague et Grant, 2004). D'un autre côté, la perméabilité de la roche-mère vient contrôler les écoulements souterrains en contraignant la percolation (Freeze et Witherspoon, 1967). Ainsi, les aquifères sont impactés par

la perméabilité de la roche-mère, et le temps de transit de l'eau l'est donc aussi (Viville et al., 2006). Aussi, la géologie peut être très complexe avec beaucoup de failles et de fissures qui permettent l'infiltration de l'eau (Gao et al., 2018), ce qui indique que la variabilité spatiale dans la perméabilité de la roche-mère a un impact sur la distribution des aquifères.

Finalement, un autre facteur de contrôle sur l'hydrologie est le régime thermique des sols. En effet, le pergélisol est défini comme un sol dont la température est égale ou inférieure à 0 °C pour une durée minimale de deux années consécutives et se retrouve dans les régions froides du monde selon plusieurs type de distribution spatiale (continue à isolée) (Harris et al., 1988). L'effet principal du pergélisol sur l'hydrologie est la diminution de la perméabilité des sols par la présence de glace et cet effet varie grandement en fonction de la saturation des sols (Hinzman et al., 2006). Cette fraction du sol à faible perméabilité vient séparer les systèmes d'écoulement souterrain en deux zones distinctes, soit la partie sub-pergélisol et la partie supra-pergélisol (Prowse et Ommanney, 1990). Ainsi, la plupart des processus hydrologiques se produisent dans la couche active supra-pergélisol, les processus associés aux eaux souterraines profondes étant souvent absents (Prowse et Ommanney, 1990). Cela favorise par conséquent, la présence de milieux humides qui contribuent considérablement à l'ET (Wright, 1979). De plus, cette imperméabilité influence l'écoulement dans les rivières. En favorisant l'écoulement de surface, la réponse du débit aux précipitations est particulièrement plus rapide au printemps, lorsque la couche active est encore fine et que la couverture de neige commence à fondre (Kane et al., 1991). Enfin, la présence de pergélisol ajoutée à la contraction et l'expansion thermique saisonnière du sol contribue à la formation de réseaux de polygones de glace qui exercent un contrôle important sur le régime hydrologique de surface (Hinzman et al., 2006).

1.1.2 Contexte hydrologique du BVRG

Le BVRG se situe dans la région hydrophysiographique du Bouclier Canadien (zone en gris clair dans la Figure 2), caractérisée par la présence d'une roche-mère constituée de roche ignée intrusive et de roche métamorphique (Heath, 1988). Cette roche-mère est pratiquement imperméable et le stockage de l'eau souterraine est déterminé par les systèmes complexes de failles la constituant (Heath, 1988). Concernant la topographie, le relief dépasse rarement 100 m par rapport au niveau de la mer, mais dans des cas exceptionnels l'altitude peut excéder 1000 m, comme pour les Monts Torngat au nord-est du bassin (Vincent, 1989).

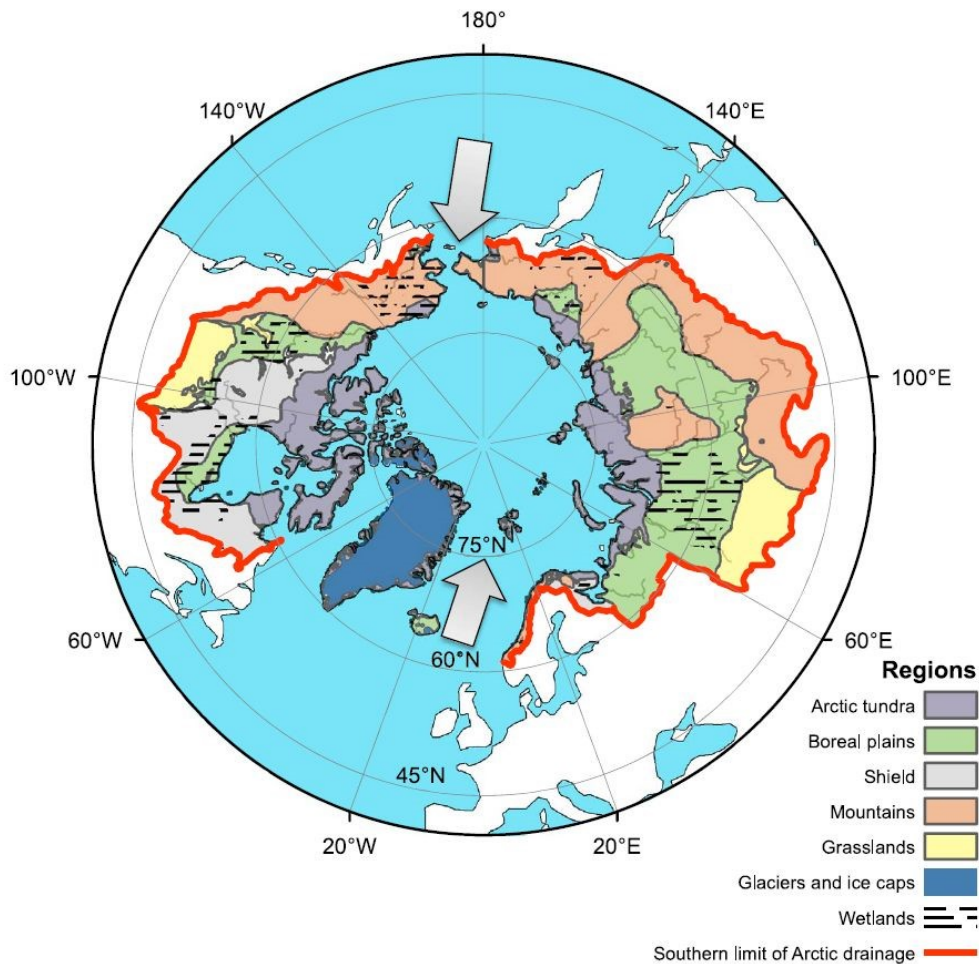


Figure 2 - Carte des régions hydrophysiographiques comprises dans le bassin versant pan-arctique (Bring et al., 2016).

De plus, l'ensemble du paysage est issu des processus de déglaciation du Quaternaire, induisant la prédominance de roche-mère à nu dans les hautes terres, de sols relativement développés dans les vallées et d'une très grande quantité de lacs (Saxton et Shiau, 1990; Spence et Woo, 2003). La connectivité hydrologique entre les hautes terres et les vallées contrôle le ruissellement par un processus de remplissage-déversement qui est régi par la capacité de stockage des versants, des lacs et des milieux humides (Spence et Woo, 2003). Ainsi, les dépôts de surface présents dans le BVRG sont principalement composés de dépôts glaciaires (till) et fluvio-glaciaires (sable et gravier stratifié), et de dépôts fins glacio-lacustres et marins (silt et argile) (Vincent, 1989). Considérant ceci, le potentiel d'infiltration est grandement variable dépendamment de la texture des dépôts de surface (Saxton et Shiau, 1990). En ce qui concerne la forme du BVRG (voir Figure 1), il est aisé de remarquer sa forme particulièrement allongée, orientée dans l'axe Nord-

Sud, ce qui indique une réponse hydrologique relativement faible à l'exutoire de la Rivière George.

D'après la classification de Köppen, le BVRG est situé dans une région climatique subarctique (Ackerman, 1941), ce qui lui procure des températures moyennes annuelles allant de -5.7°C au nord à -4.4°C au sud et des précipitations totales annuelles allant de 647 mm au nord à 735 mm au sud (estimations pour les années 1985 à 2005 d'après les données de réanalyse climatique produites par Environnement et Changement climatique Canada). De façon générale, les précipitations forment le flux principal qui transporte l'eau de l'atmosphère vers les systèmes d'eau douce terrestres. Une partie substantielle de ces précipitations tombe et est stockée sous forme de neige (Rouse et al., 1997) et la plus grande partie des précipitations retourne dans l'atmosphère par le processus d'ET. Dans les régions arctiques et subarctiques, les précipitations sont plus importantes que la quantité d'eau ramenée dans l'atmosphère par l'ET annuellement (Bring et al., 2016). L'ET étant intimement dépendante de la couverture végétale, de neige et de corps d'eau, le montant d'ET peut varier considérablement d'une région à l'autre (Bring et al., 2016). Le deuxième plus important flux exportant l'eau des systèmes d'eau douce terrestres, après l'ET, est le transport par les cours d'eau (Bring et al., 2016). Les plus grandes rivières gardent un certain débit l'hiver, l'eau s'écoulant toujours en-dessous de la couche de glace à la surface de la rivière, alors que les plus petits cours d'eau peuvent complètement geler pendant la période hivernale (Bring et al., 2016). La fonte des glaces et de la neige entraîne le transport de l'eau stockée sous forme solide pendant l'hiver par les cours d'eau, ce qui implique que les débits maximaux sont observés au printemps (Bring et al., 2016).

La forme allongée dans l'orientation nord-sud et la taille considérable du BVRG le mène à parcourir un gradient climatique de près de 600 km de long. Ainsi, il est aussi possible d'observer un gradient de végétation avec une végétation plus haute et plus dense dans le sud que dans le nord du bassin. La végétation est caractérisée par une zone de transition entre la forêt boréale (située en-dessous de 55°N) et la toundra (située au-dessus de 56°N), représentée par une mosaïque de toundra forestière entre 55° et 56°N , et le long du cours principal de la Rivière George (Payette, 1983). Enfin, le régime thermique des sols du BVRG est en partie dominé par la présence du pergélisol. Le gradient climatique et le relief dictent sa distribution, avec la présence

de pergélisol discontinu et dispersé au sud, de pergélisol discontinu et répandu au nord-ouest et de pergélisol continu au nord-est (voir Figure 3).

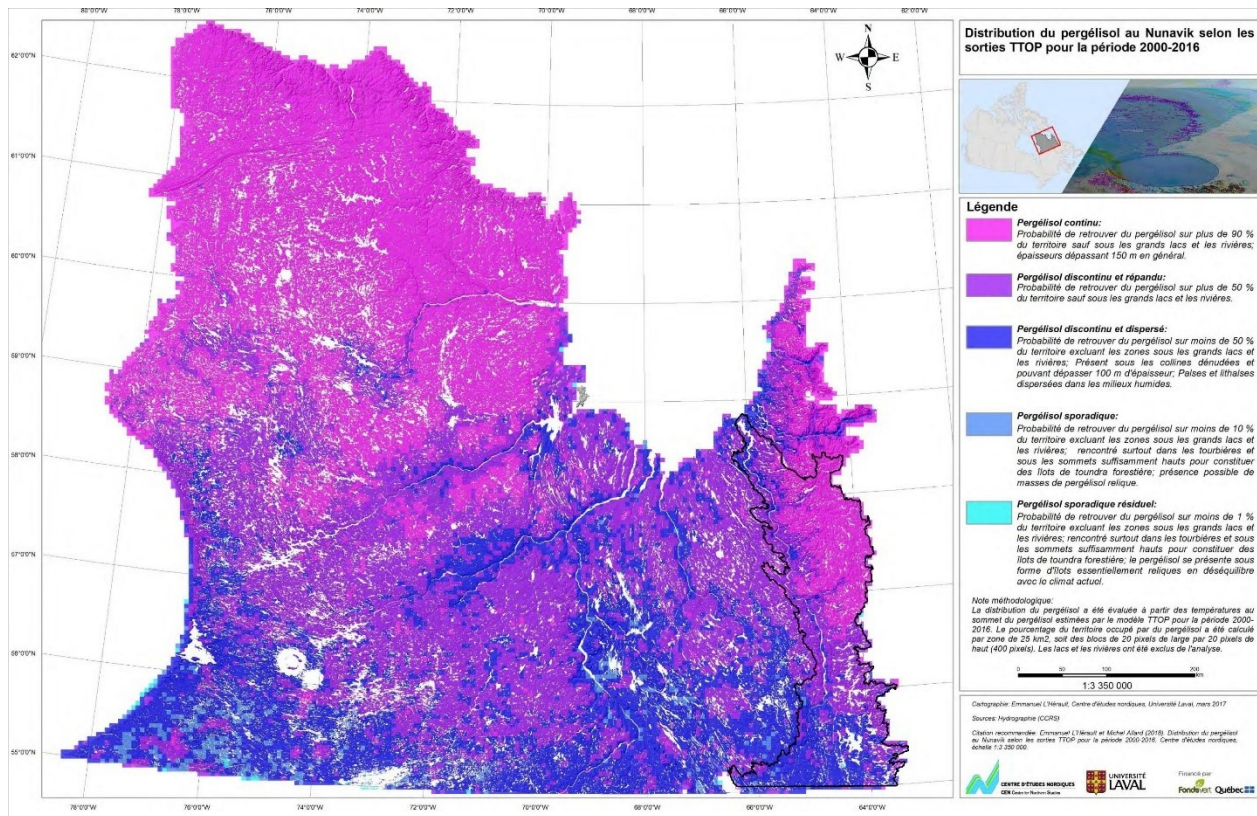


Figure 3 - Carte de la distribution du pergélisol au Nunavik avec les contours du bassin versant de la Rivière George, modifiée de L'Hérault et Allard (2018).

1.1.3 Impacts des changements climatiques sur l'hydrologie

Les changements climatiques dans les régions de hautes latitudes s'observent principalement par une augmentation des températures moyennes annuelles, et cette augmentation est plus grande que la hausse des températures moyennes globales (Goudie, 2006; Meredith et al., 2019). Quant à la quantification de ce phénomène pour le nord du Canada, les plus récents résultats tirés des modèles climatiques affichent une augmentation de 1.8 °C pour la période 2031-2050 et de 2.1 °C pour la période 2081-2100, ceci pour un scénario de faible émission de gaz à effet de serre (RCP2.6) ; pour un scénario de fortes émissions (RCP8.5), les modèles prévoient une augmentation de 2.7 °C pour la période 2031-2050 et de 7.8 °C pour la période 2081-2100 ; et ceci avec un niveau de confiance élevé (Zhang et al., 2019). Cette augmentation de la température de l'air permet à celui-ci de retenir plus d'humidité, il en découle alors une probable

augmentation des précipitations (Goudie, 2006). Avec un niveau de confiance moyennement élevé, les modèles climatiques prévoient une augmentation des précipitations annuelles de 8.2 % pour la période 2031-2050 et de 9.4 % pour la période 2081-2100, pour le scénario RCP2.6 et une augmentation de 11.3 % pour la période 2031-2050 et de 33.3 % pour la période 2081-2100, pour le scénario RCP8.5 (Zhang et al., 2019). Avec une hausse des précipitations et pour la région hydrophysiographique du Bouclier Canadien, Bring et al. (2016) projettent une augmentation de la fréquence des événements de pluie, et notamment de pluie sur la neige, une fonte plus hâtive de la couverture de neige et une hausse de l'accumulation de neige durant l'hiver.

Aussi, avec une augmentation des précipitations, un grand nombre d'études envisage une augmentation du débit total annuel des rivières arctiques (Frey et McClelland, 2009; Goudie, 2006; Lobanova et al., 2018; Nasonova et al., 2019; White et al., 2018). Il faut toutefois tenir compte du fait que ces prévisions sont faites avec des modèles climatiques et que plus les prévisions sont éloignées dans le temps et plus les incertitudes sont grandes (Nasonova et al., 2019). Cependant, cette augmentation du débit des rivières est déjà observée (White et al., 2018). La Figure 4 montre la variation du débit annuel pour le bassin versant pan-arctique, eurasien, nord-américain et l'ensemble des bassins versants des baies de James, d'Hudson et d'Ungava, tous se déversant dans l'Océan Arctique. Cette figure montre, en effet, une augmentation du débit total de l'ensemble des bassins versants dans l'Océan Arctique entre 1965 et 2000, avec un taux de croissance de $5.6 \text{ km}^3/\text{année}^2$. Seulement, cette croissance n'est pas uniforme sur l'entièreté du bassin versant pan-arctique. Le bassin versant eurasien, à lui seul, contribue à cette augmentation, et le bassin versant nord-américain, quant à lui, présente plutôt une légère diminution du débit total annuel, avec une décroissance de $0.4 \text{ km}^3/\text{année}^2$, due en partie à une décroissance importante du débit pour les bassins versants des baies de James, d'Hudson et d'Ungava, qui affichent une diminution de $2.5 \text{ km}^3/\text{année}^2$. Il est à noter que la présence de barrages, peut réduire considérablement le débit d'un cours d'eau et qu'il est parfois difficile de discerner l'impact des changements climatiques de l'impact des régulations de rivières par les barrages (Ashraf et al., 2016; Lobanova et al., 2018; White et al., 2018).

Pour ce qui est de la Rivière George, à ce jour, aucun barrage ne la régule, et un bon pronostic serait de prédire une diminution dans son débit, étant donné qu'elle se trouve dans le système des

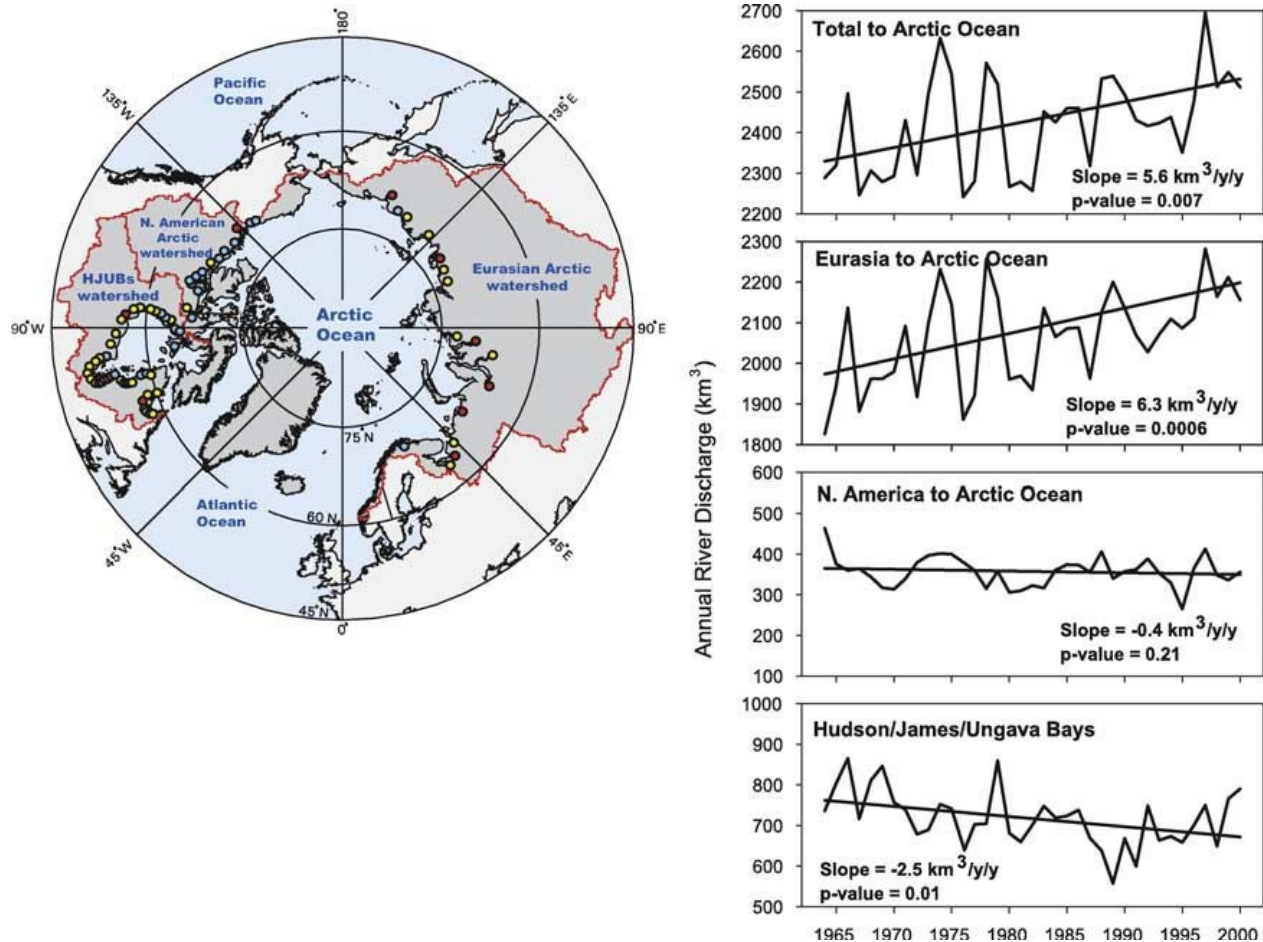


Figure 4 - Débit annuel des principaux bassins versants arctiques (White et al., 2018).

bassins versants de la baie d'Ungava. C'est, en effet, ce qui a été observé dans les études déjà menées dans le projet *IMALIRIJIT*. Le BVRG affiche une diminution de 1% de son débit annuel entre le milieu des années 1970 et 2017 (Gérin-Lajoie et al., 2018). En plus d'une variation du débit à long terme, une variation dans la saisonnalité des crues est attendue, avec l'occurrence de la débâcle plus tôt dans l'année (Bring et al., 2016; Goudie, 2006; White et al., 2018). Cependant, aucune étude à ce sujet n'a été entamée à ce jour pour la Rivière George.

Un autre impact majeur des changements climatiques sur l'hydrologie des régions subarctiques est la dégradation du pergélisol (Frey et McClelland, 2009; Goudie, 2006; Lim et al., 2019; Rouse et al., 1997; Shogren et al., 2019). Le pergélisol, par sa nature, est sensible aux variations de la température de l'air, et plus particulièrement, l'augmentation des températures dans les hautes latitudes entraîne son dégel (Goudie, 2006). Le pergélisol étant imperméable lorsque sa teneur en glace est égale ou supérieure à la saturation du sol, son dégel peut favoriser la

pénétration de l'eau dans les sols (Rouse et al., 1997) et l'écoulement souterrain supra-pergélisol pourrait subir des modifications (Goudie, 2006) pouvant résulter en la perte de connectivité entre les lacs, les milieux humides et les cours d'eau (Bring et al., 2016). Cependant, la partie sub-pergélisol des eaux souterraines est contrôlée par le système de failles de la roche-mère et ainsi, aucun changement n'est à prévoir quant au stockage souterrain profond (Bring et al., 2016). Il est possible de repérer les perturbations dans la distribution du pergélisol par l'identification d'indicateurs de dégradation du pergélisol, comme les « cicatrices » laissées par les feux de forêts, les changements (positifs ou négatifs) dans l'étendue des lacs et les décrochements rétrogressifs causés par le dégel (Nitze et al., 2018).

Enfin, le réchauffement des régions subarctiques peut entraîner leur enverdissement, soit le phénomène associé à l'augmentation de la couverture et de la production végétale (Jia et al., 2009). Cette hausse de la production de végétation modifie la distribution de la neige en hiver (Sturm et al., 2001), engendre une saisonnalité hâtive due à la baisse de l'albédo et vient accroître l'ET durant l'été (Chae et al., 2015). Cependant, le phénomène inverse à l'enverdissement, appelé brunissement, est aussi observé dans les régions arctiques et subarctiques (Phoenix et Bjerke, 2016). Ces tendances à la baisse de la productivité végétale peuvent être causées par des événements climatiques et biologiques extrêmes, tels que des périodes chaudes et des sécheresses par le gel (*forst-drought* en anglais) en hiver, et des épidémies d'insectes défoliants (Treharne et al., 2016). Le BVRG pourrait donc être témoin d'enverdissement et/ou de brunissement, ce qui entraînerait des conséquences non-négligeables sur les processus hydrologiques.

1.2 Objectifs

Pour comprendre les changements dans les processus hydrologiques impliqués dans un bassin versant, il faut d'abord comprendre les processus. Et pour comprendre les processus, il faut comprendre la structure du paysage du bassin versant. Ceci reflète un problème majeur dans la discipline de l'hydrologie et plus particulièrement dans les approches de modélisation de bassin versant dans lesquelles le concept de structure du paysage des bassins est souvent omis.

Ceci nous mène à poser la question de recherche suivante : Quels sont les principaux processus hydrologiques et leurs dynamiques sur le long terme pouvant être déduits des propriétés paysagères du BVRG ? Notre hypothèse est que le BVRG, du fait de sa forme, sa localisation et son étendue, présente différents comportements hydrologiques distribués le long d'un gradient

latitudinal et que ces comportements peuvent être modifiés par des changements dans le paysage du bassin versant, eux-mêmes induits par les changements climatiques.

Le premier objectif permettant de confirmer ou infirmer cette hypothèse concerne la production d'un état des lieux du BVRG et consiste plus précisément à déduire ses caractéristiques hydrologiques à partir des paramètres hydrogéomorphométriques le composant. Pour ce faire, il faudra classer les sous-bassins versants du BVRG en groupes distincts de sous-bassins hydrologiquement similaires. De la sorte, cette classification permettra d'avoir une vue d'ensemble de l'hydrologie de chaque sous-bassin et de leur similarité avec les autres sous-bassins, et il deviendra plus aisé de tirer le comportement hydrologique général de l'entière du BVRG à partir des paramètres hydrogéomorphométriques propres à chaque classe.

Le deuxième objectif porte sur les changements observables dans la structure du BVRG. La classification du premier objectif sera donc comparée à des classifications produites avec des données plus anciennes, dans le but d'identifier les sous-bassins ayant subi le plus de changements dans les 35 dernières années. Ensuite, une analyse de tendances spectrales sera opérée en intégrant des données sur 35 ans, et tentera de détecter les zones du BVRG ayant subi un changement significatif dans la couverture terrestre. Cette analyse permettra d'identifier plus précisément la nature des changements dans les paramètres de la couverture terrestre.

Finalement, le troisième objectif consiste à émettre des suppositions sur les modifications passées et futures, en lien avec les changements climatiques, qu'ont connu et connaîtront le régime hydrologique et le bilan hydrique du BVRG. Des tendances de variables climatiques seront donc comparées aux tendances dans les paramètres de la couverture terrestre préalablement calculées afin de souligner le contrôle du climat sur les paramètres de la couverture terrestre.

Chapitre 2 : Article scientifique

Remote Sensing and Clustering Applications in Landscape Hydrology: Characterizing a Subarctic Watershed in Nunavik (Canada)

Sicaud, Eliot¹ ; Franssen, Jan² ; Dedieu, Jean-Pierre³ and Fortier, Daniel^{1,4}

¹ Geography department, University of Montreal

³ Environment Geosciences Institute, Grenoble

² Watershed Science Research Group

⁴ Center of Northern Studies, Laval University

2.1 Abstract

For remote and vast northern watersheds, hydrological data are most often sparse and incomplete. Landscape hydrology provides useful approaches for the indirect assessment of their watershed hydrological characteristics through analysis of landscape properties. In this study, we use unsupervised Geographic Object-Based Image Analysis (GeOBIA) paired with the Fuzzy C-Means (FCM) clustering algorithm to produce a total of seven high-resolution territorial classifications for the 1985-2019 time-period, each spanning five years and based on key hydrogeomorphic metrics. Our application site is the George River watershed (GRW), draining a 42 000 km² area and located in Nunavik, northern Quebec (Canada). The subwatersheds within the GRW, used as the objects of the GeOBIA, are classified in function of their hydrological similarities. Classification results for the period 2015-2019 show that the GRW is composed of two main types of subwatersheds distributed along a latitudinal gradient, which indicates differences in hydrological regime, water balance and hydrological response. Six other classifications are then computed for the period 1985-2014 to investigate past changes in hydrological behavior. The seven-classification time series show an expansion of the southern-type subwatersheds in the north, principally along the George River's main stem. This expansion is due to increases of vegetation production and of water content in soil and vegetation, which are the major changes occurring in the land cover metrics of the GRW. An increase in vegetation growth contributes to an augmentation in evapotranspiration and may be the primary driver of changes in the water balance, which could explain the measured decline of about 1% in the George River's discharge since the mid-1970s.

Keywords: landscape hydrology, remote sensing, clustering, Subarctic watershed, Arctic greening

2.2 Introduction

Landscapes are at the interface between the hydrosphere, the lithosphere, the atmosphere and the biosphere. Landscape hydrology, defined as the study of the movement and storage of water in landscapes (Ferguson, 1991), provides a way to link together numerous water-related processes included in complex systems. Landscape hydrology attempts to understand watershed hydrological processes by looking directly at the landscape features that characterize them, as opposed to watershed hydrology, that traditionally conceptualizes watersheds as event recorders, with precipitation as input and evapotranspiration (ET) and runoff as output (Gao et al., 2018). Among these landscape features, three have a predominant control on the watershed's behavior: topography, land cover and soil and geology (Figure 5).

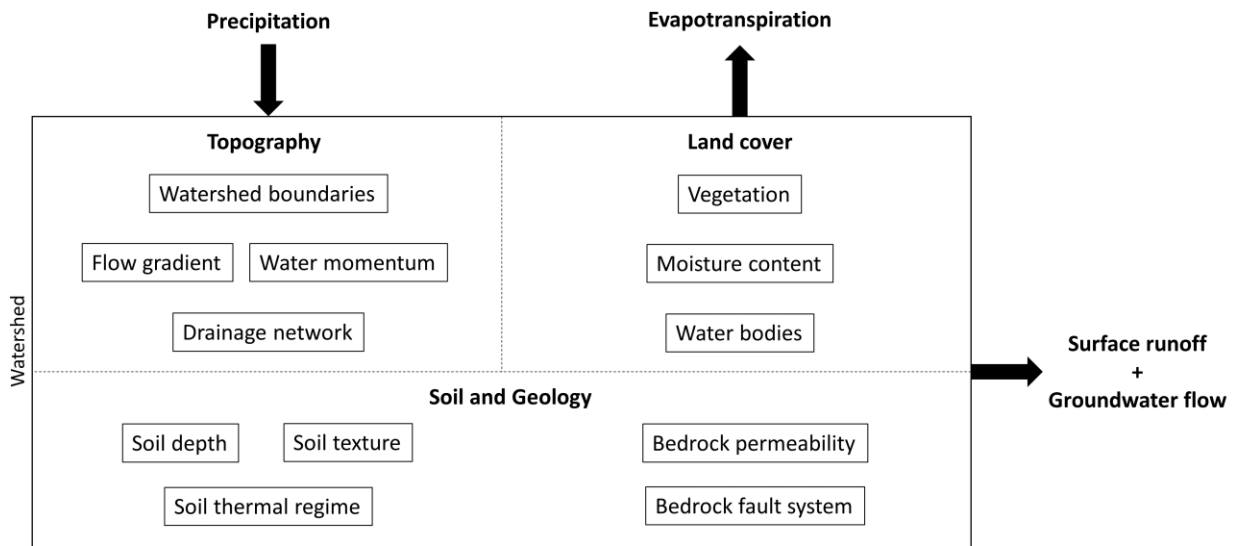


Figure 5 - The conceptual framework used in this study provided by a landscape hydrology approach. Watershed hydrological processes can be induced by their landscape characteristics. Three main types of landscape features exert control on a watershed hydrological behavior: topography, land cover, and soil and geology.

The general water movement is controlled by topography as it delineates the watersheds boundaries, sets the local microclimate, determines the flow gradient and water momentum, and settles the drainage network (Costa-Cabral et Burges, 1994; Devito et al., 2005; Freeze et Harlan,

1969; Young et al., 1997). Land cover refers to the spatial distribution of land use, such as vegetation, lakes, wetlands and snow cover, and impacts nearly all aspects of hydrological processes (Gao et al., 2018). The general water balance and ET are strongly influenced by vegetation, and infiltration processes are affected by leaf intercepting precipitation, macro-pores created by root channels and soil development (Tabacchi et al., 2000). ET and water storage are also impacted by the presence of lakes and wetlands (FitzGibbon et Dunne, 1981). In cold regions, the nival regime of watersheds are characterized by snow storage and snowmelt. Infiltration and water retention processes are controlled by soil types, depth, texture, thermal regime (permafrost distribution) and antecedent moisture conditions, whereas groundwater storage and movement are determined by bedrock permeability and fault systems (Devito et al., 2005; Hinzman et al., 2006; Saxton et al., 1986; Viville et al., 2006).

Considering the control of all these landscape features on the behavior of a watershed, key hydrogeomorphic metrics can be measured to assess the influence of landscape on a watershed's regime, water balance and hydrological response. However, because landscape heterogeneity plays a crucial role on the spatial distribution of these different controls, the metrics must be measured at the watershed scale to consider hydrological processes in their entirety. Field measurements are typically local and rarely permit reliable extrapolations at the watershed scale. Remote sensing is used to obtain landscape metrics at the watershed scale for hydrological studies (Bring et al., 2016; Gao et al., 2018; Schultz, 1988). For instance, Digital Elevation Models (DEM) parametrize topography, optical imagery is used to categorize land cover features, and digitized high-resolution maps, derived from field measurements and remotely sensed data, can be used as good approximations for soil and geology spatial distribution.

Some watersheds present great heterogeneity with a large variety of landscape features exerting control on their hydrological processes which makes it difficult to deduce clear hydrological behaviors. One way to apprehend this problem is to use classifications and similarity analyses (McDonnell et al., 2007), as they can help describe patterns, by filtering unimportant details and focusing on emergent properties, and objectively assess resemblance between complex objects. Another complicating aspect in the deduction of hydrological behavior is the fact that heterogeneity is present at different spatial scales. To address multi-scale heterogeneity, segmenting the studied watershed into smaller subwatersheds and classifying these units in

similarity clusters provides a way to interpret patterns of hydro-geomorphic metrics at the subwatershed, cluster of subwatersheds, and watershed scales.

In this study we present a method based on landscape hydrology to assess the hydrological behavior of a watershed, which includes the hydrological regime and response, and the water balance, using a clustering approach of remotely sensed data. The study site is the George River watershed (GRW) situated in Nunavik (Figure 6), the subarctic region of northern Quebec (Canada). The George River, draining an area of more than 42 000 km², begins its course in the boreal forest, north-east of Schefferville, and discharges into the Ungava Bay, about 600 km north (from 54.5° N to 59° N, and 63.5° W to 66.5° W). Hydrological data, such as precipitation and discharge, are sparse and incomplete in the GRW and only one hydrometric station, based halfway through the George River course, has acquired data since the mid-1970's. Its mid-course location and the presence of large gaps in time series make the data insufficient for this study. Thus, landscape hydrology is the most adapted approach for the study of the GRW's hydrological characteristics, and in general for research on remote and vast northern watersheds.

Consequently, we used an unsupervised Geographic Object-Based Image Analysis (GeOBIA) combined with the Fuzzy C-Means (FCM) clustering algorithm to produce high-resolution territorial classifications of the GRW. Each classification spans a five-year period and is based on key remotely sensed hydro-geomorphic metrics. The subwatersheds included in the GRW serve as the objects of our GeOBIA and are classified in function of their hydrological similarities. A total of seven classifications were run to span the period 1985-2019. The most recent classification results give us insights on the current hydrological state of the GRW and the seven-classification time series, compared to reanalysis climate data, provide understanding of the landscape changes that occurred in the last 35 years. To better grasp the nature of these changes, a Tasseled Cap (TC) trend analysis was performed to assess land cover changes at a resolution of 30 m, which confirms and consolidates our classification time series interpretation.

Accordingly, the method presented will help answer the following question: What are the main hydrological processes and their long-term dynamics inferred by the landscape properties of the GRW ? Our hypothesis is that the GRW witnesses different hydrological behaviors along a latitudinal gradient, due to its shape, location and extent, and these behaviors are modified by changes in the watershed landscape, themselves induced by climate changes. Therefore, the

objectives that need to be reached to answer this question are to (i) describe the current hydrological state of the GRW, (ii) assess the land cover changes in the GRW over the last 35

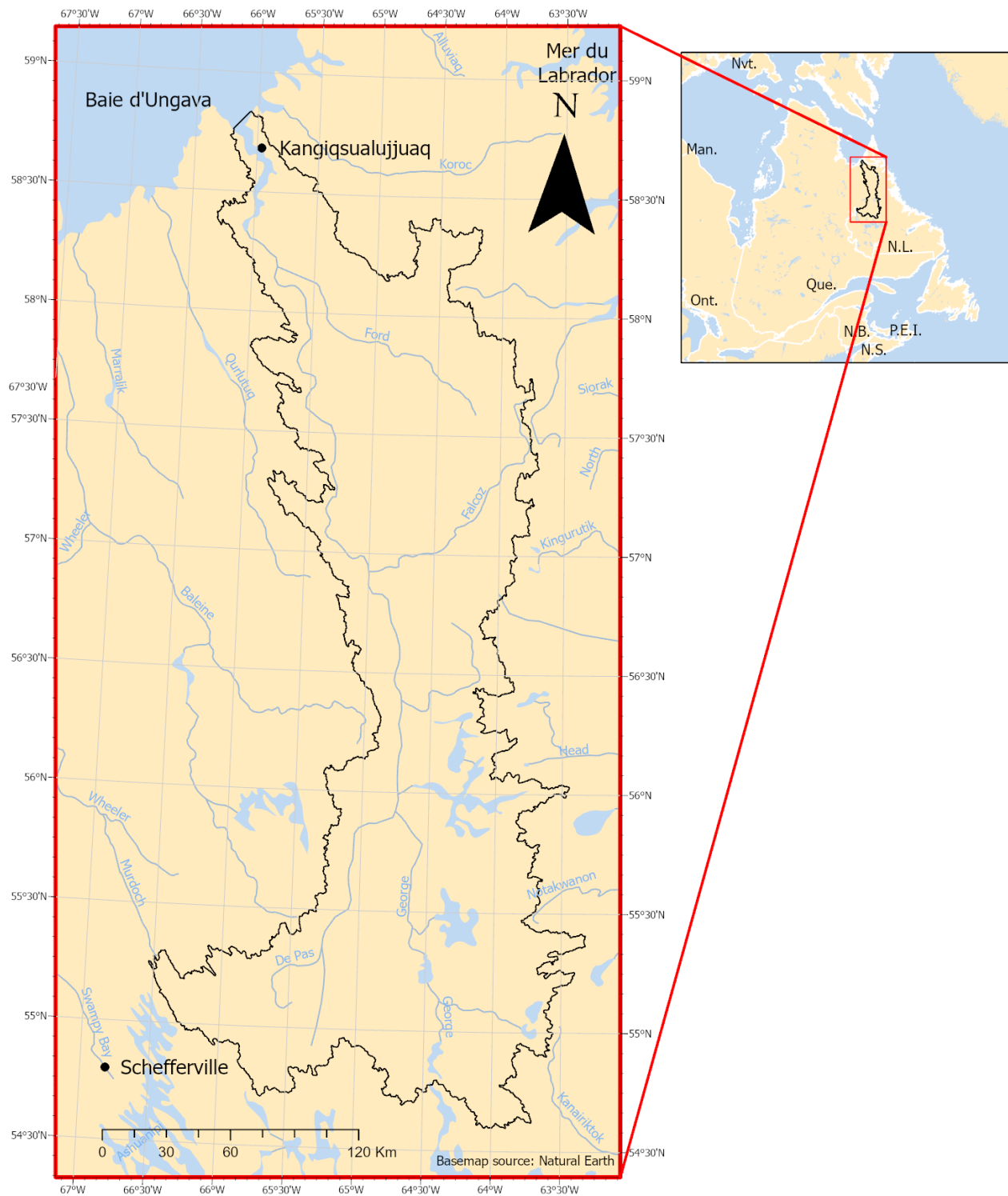


Figure 6 - Map of the George River Watershed (GRW) situated in Nunavik, the northernmost region of Quebec (Canada).

years and (iii) speculate on future changes in the hydrological regime and water balance of the GRW in relation to climate change.

2.3 Data sets

We present the material used for the delineation of the GRW and its subwatersheds, the extraction of the hydro-geomorphic metrics and the computation of the Tasseled Cap (TC) trend in order to produce the Geographic Object-Based Image Analyses (GeOBIA) and complete the TC trend analysis.

2.3.1 Canadian digital elevation model

The Canadian Digital Elevation Model (CDEM), produced by Natural Resources Canada, is used as the main topographical dataset of this study. The CDEM has a base resolution of 0.75 arc seconds (about 20 m in plane coordinate projection) and a range of altimetric accuracy of 0 to 10 m for the GRW region. The CDEM was then reprojected at a 30 m resolution in order to match the other metrics resolution.

2.3.2 Lakes and streams shapefiles

The lakes and streams shapefiles used in this study were acquired through the CanVec database produced by Natural Resources Canada at a 1/50 000 scale.

2.3.3 Landsat imagery

The spectral remote sensing data used in this study are Landsat-5 Thematic Mapper (TM), Landsat-7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) and Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) surface reflectance images with a 30 m resolution. The total image collection spans a period of 35 years, from 1985 to 2019. Only Landsat images with less than 70% of cloud cover and taken within the growing season (July to August) were acquired using the Google Earth Engine (GEE) Data Catalog.

2.3.4 Surface deposit map

The surface deposit map of northern of Quebec produced by the *Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs du Québec* represents the spatial distribution of every type of surface deposit units, larger than 100 ha, found in northern Quebec. It covers entirely the GRW and is based on

geomorphologic interpretations of RapidEye images (6.5 m resolution) taken between 2010 and 2013.

2.3.5 Reanalysis climate data

Reanalysis climate data used in this study are derived from modeled historical data (1950-2005) and climate projection models (2006-2020). The dataset is produced by Environment and Climate Change Canada, in collaboration with the Computer Research Institute of Montreal, Ouranos, Pacific Climate Impacts Consortium, Prairies Climate Center and HabitatSeven. Only the Mean Annual Temperature (MAT) and the Total Annual Precipitation (TAP) variables were acquired at the watershed scale and each dataset is divided into four subwatersheds covering the entire GRW, one subwatershed for the Lower George region and three subwatersheds for the Upper George region.

2.4 Methods

In this section, the complete methodologies to produce our Geographic Object-Based Image Analyses (GeOBIA) and compute the Tasseld Cap (TC) trends are presented.

2.4.1 Watershed and subwatershed delineations

The delineation of the George River watershed (GRW) was computed from the Canadian Digital Elevation Model (CDEM) dataset using the basic Hydrology tools of the Spatial Analyst Toolbox on ArcMap 10.6.1. The GRW subwatersheds' delineations were computed from the resulting Digital Elevation Model (DEM) clipped with the GRW delineation, using the ArcHydro Toolbox extension on ArcMap 10.6.1. More precisely, we first leveled and reconditioned the DEM by burning the CanVec lakes and streams shapefile over it. The outlet of each subwatershed was then set at every confluence where the affluents are draining an area of at least 100 km², resulting in the delineation of 218 subwatersheds contained in the GRW, with optimal sizes ranging from 6 to 773 km² with an average of 193 km².

2.4.2 Landsat imagery harmonization and masking

We harmonized our time series of Landsat images, composed of multiple instrument data (TM, ETM+ and OLI), by applying a linear transformation correction on the TM and ETM+ data, which coefficients are presented in Roy et al. (2016). Only the blue, green, red, near infrared

(NIR), short-wave infrared 1 (SWIR1) and short-wave infrared 2 (SWIR2) bands were considered in the harmonization process since they are the only spectral bands shared by the three instruments and needed in this study. Cloudy pixels and missing scan line data in ETM+ were masked. Harmonization and masking were processed on the Google Earth Engine (GEE) platform using JavaScript (Appendices A, C and D).

2.4.3 Metrics computation and extraction

A total of 10 hydro-geomorphic metrics was computed and extracted over our subwatersheds delineations. These metrics were categorized into three types, accordingly to our landscape hydrology conceptual framework: topographic metrics, land cover metrics and subsurface metrics (Table 1).

2.4.3.1 Topographic metrics

Our topographic metrics contain the mean elevation, the mean slope, the drainage density and the form factor of our 218 subwatersheds. Computation and extraction were completed using the CDEM dataset and employing the Spatial Analyst Tools and the ArcHydro Toolbox extension in ArcGis 10.7.1, and a Python script (Appendix B).

2.4.3.2 Land cover metrics

For every Landsat image, a total of three spectral indices were computed : (i) the normalized difference vegetation index (NDVI), correlated to vegetation density (Tucker, 1979) ; (ii) the normalized difference moisture index (NDMI), correlated to soil and vegetation moisture content (Gao, 1996) ; and (iii) the normalized difference water index (NDWI), correlated to the presence of surface water, including lakes, streams, but also snow (McFeeters, 1996). For each normalized index, a pixel composite mosaic was produced by selecting the median pixel values from the stack of images formed by the collection and clipping the resulting mosaic to the GRW boundaries. Since northern Quebec experiences extensive cloud cover during the growing season, a total of seven mosaics for each index, each spanning a period of five years, were produced to ensure full coverage of the GRW. This whole process was done on the GEE platform, using JavaScript (Appendix A). Subsequently, we set thresholds in the NDVI and the NDWI, using the mosaics' histogram charts, to clearly identify vegetated landscape (pixels with NDVI greater than 0.2) and water bodies and snow (pixels with NDWI greater than -0.1). This enabled us to

compute the mean NDVI and mean NDMI (while masking the water bodies and snow pixels), the NDVI fractional coverage (percentage of vegetated landscape) and the NDWI fractional coverage (percentage of landscape covered by water bodies or snow). The masking and statistical calculation were processed using a Python script (Appendix B).

2.4.3.3 Subsurface metrics

Subsurface metrics were derived from the surface deposit map of northern Quebec. Since groundwater conditions in the GRW are partially dominated by the presence of permafrost (Heath, 1988), all the types of surface deposits are classified into two categories based on the geocryologic condition classification proposed by L'Hérault et Allard (2018) : thaw-stable and thaw-sensitive deposits. Thaw-stable deposits are composed of exposed bedrock or bedrock overlaid by a thin layer of surficial deposits and ice-poor deposits containing little ice, such as sand or gravel. Thaw-sensitive deposits include ice-rich deposits containing a considerable proportion of fine particles (*i.e.*, silt and clay), such as glacial deposits (till), deposits of lake or

Metric Types	Metrics	Units
Topographic Metrics	Mean Elevation	m
	Mean Slope	°
	Drainage Density	km ⁻¹
	Form Factor	-
Land Cover Metrics	Mean NDVI	-
	NDVI Fractional Coverage	%
	Mean NDMI	-
	NDWI Fractional Coverage	%
Subsurface Metrics	Thaw-stable Deposit Cover	%
	Thaw-sensitive Deposit Cover	%

Tableau 1 - Summary of metrics used in the unsupervised GeOBIA. Hydro-geomorphic metrics are categorized into three types, accordingly to our conceptual framework: topographic, land cover and subsurface metrics.

marine origin and organic deposits, which allow formation of excess segregation ice. For each subwatershed, the fractional coverages of thaw-stable and thaw-sensitive deposits were computed using a Python script (Appendix B).

2.4.4 Fuzzy c-means clustering

The clustering analysis we did in this study, unsupervised Geographic Object-Based Image Analysis (GeOBIA), is mostly based on the methodology of Choubin et al. (2017). The ten hydro-geomorphic metrics were used as the input variables of the GeOBIA, and the subwatersheds were used as the objects to classify. After computation and extraction, the input variables were normalized to assure an equivalently weighted classification. More precisely, the clustering algorithm used is the Fuzzy C-Means (FCM) algorithm (Bezdek, 1981; Dunn, 1973), which provides the objects a set of membership coefficients corresponding to each cluster. Membership coefficients are based on the Euclidean distance between the objects' and the clusters' centroids in the 10-dimensional space formed by the metrics. To determine the best belonging cluster of an object, we attributed the cluster associated with the greatest membership coefficient to the object. Each classification returns a Fuzzy Partition Coefficient (FPC), which describes how well-partitioned our dataset is. Because the FPC can vary greatly depending on the number of clusters we want to produce, we had to maximize the FPC to find the optimal number of clusters. The FPC maximization was done by trial and error, comparing the classifications' FPCs for 2 to 20 clusters. The whole clustering analysis was processed using the scikit-fuzzy module on Python (Appendix B). The complete clustering methodology is summarized in Figure 7.

2.4.5 Tasseled cap trend analysis

To better understand the nature of land cover changes within the subwatersheds, a TC trend analysis was performed using our harmonized Landsat collection and following the Landsat Arctic Rgb CHanges (LARCH) method introduced by Fraser et al. (2014). The TC Brightness (corresponding to reflectiveness in landscape features), TC Greenness (correlated with vegetation density) and TC Wetness (correlated to water content in water bodies, soil and vegetation) indices were computed using the coefficients provided by Crist et Cicone, (1984). TC indices non-parametric linear trends were calculated for every pixel using the Theil-Sen's method (Sen, 1968; Theil, 1950). To avoid high slope values inferred by single outliers within a year and pixels

with high temporal resolution (*i.e.*, multiple values within a year), values outside three standard deviations of each pixel time series were masked, and yearly medians were computed for all pixels. Only significant slopes at a 95% level were selected using the rank-based Mann-Kendall test. The complete TC trend analysis was performed on the GEE platform, using Javascript (Appendices C and D).

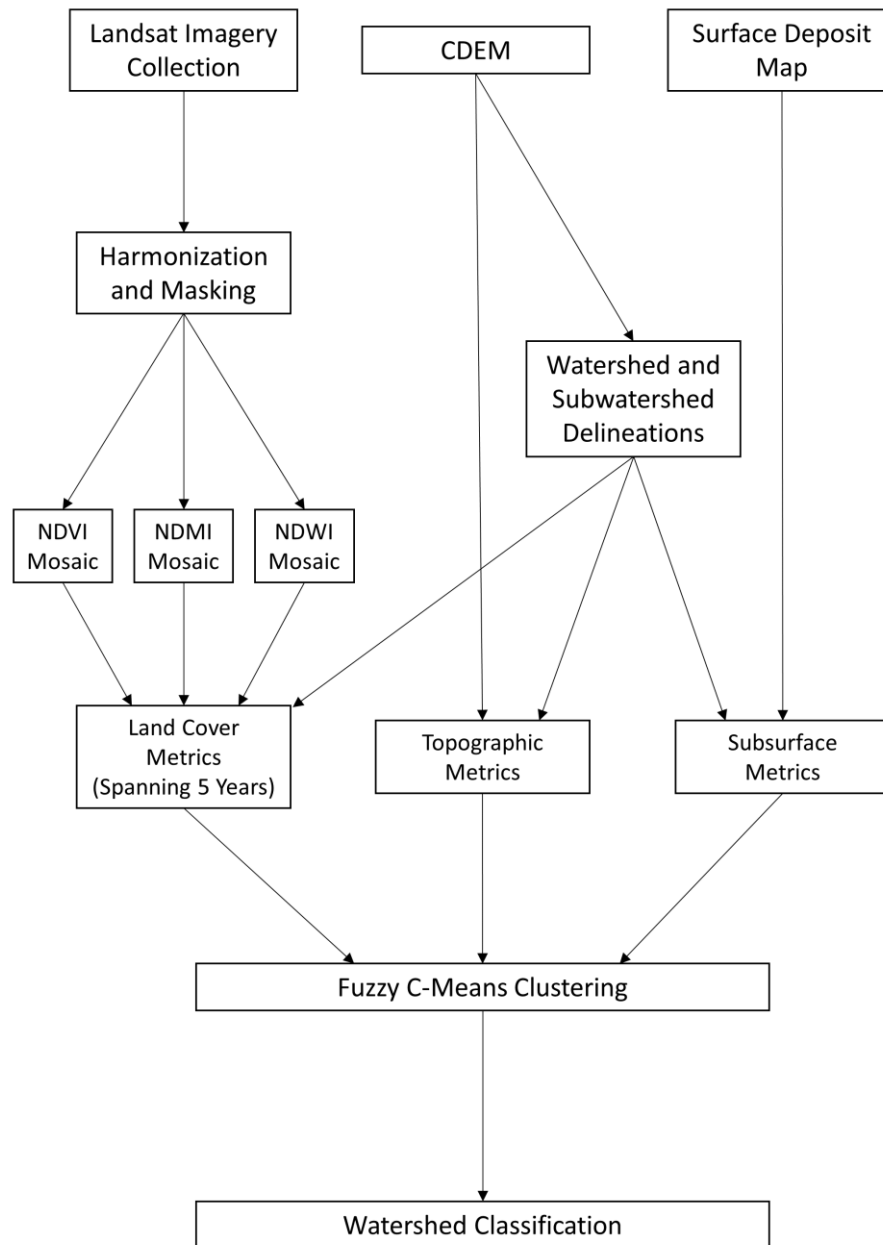


Figure 7 - Simplified unsupervised GeOBIA flow chart method.

2.5 Results

To reach our objectives, we divide our results into four parts. First, classification results with the most recent data (2015-2019) are presented. Second, six other classifications are run for the period 1985-2014 and results are combined with the 2015-2019 classification to identify potential trends in land cover metrics and membership coefficients. Third, Tasseled Cap (TC) trends are analyzed to procure detailed understanding of the land cover changes that occurred in the last 35 years at a 30 m resolution. Fourth, land cover metric statistics are compared to reanalysis climate data to bring to light the control of temperature and precipitation on these metrics.

2.5.1 Clustering results (2015-2019)

Clustering results for the period 2015-2019 show an optimal number of two clusters of subwatersheds, Cluster 1 (C1) and Cluster 2 (C2), with a Fuzzy Partition Coefficient (FPC) of 0.6285, implying that the GRW is composed of two distinct types of hydrologically similar subwatersheds. The variation of FPCs in function of the number of clusters, ranging from 2 to 20, clearly reveals a decreasing trend in FPC with growing numbers of clusters (Figure 8).

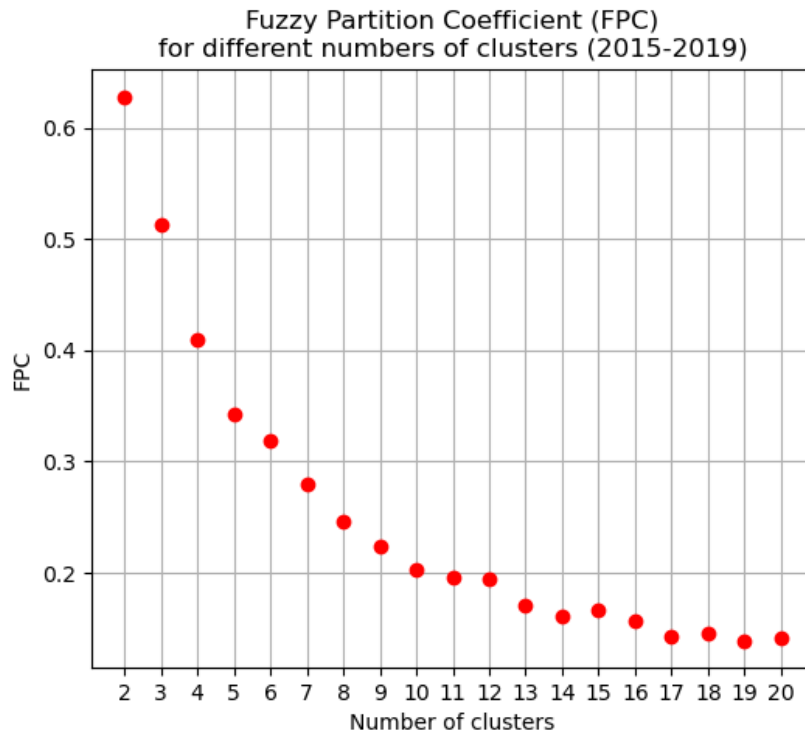


Figure 8 - FPC in function of number of clusters for the 2015-2019 classification. The highest FPC is reached for a two-cluster.

The clustering distribution within the GRW displays C1 dominating the northern part of the GRW and C2 dominating the south (Figure 9). Membership coefficients for C1 and C2 range from 0.049 to 0.91 and from 0.091 to 0.95, respectively, which involves a slightly greater membership for subwatersheds included in C2.

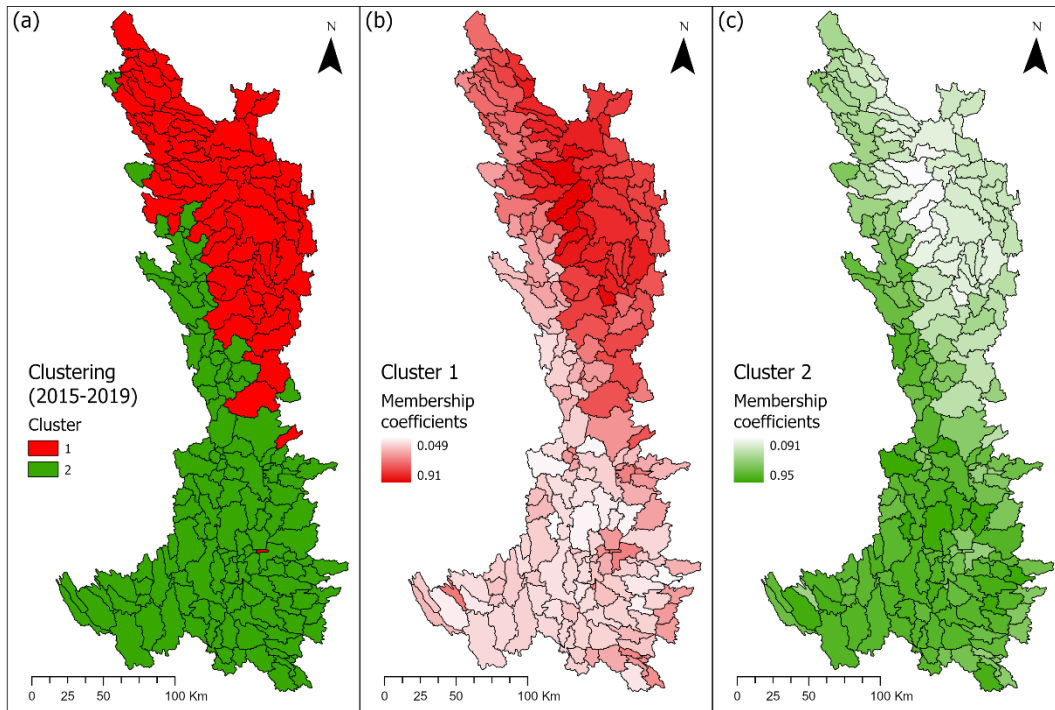


Figure 9 - Clustering results for the 2015-2019 classification reveal a clear partitioning of the GRW with two clusters of subwatersheds distributed latitudinally: (a) “hard” clustering results, (b) fuzzy clustering results for Cluster 1 (C1) and (c) fuzzy clustering results for Cluster 2 (C2).

The variables' statistical distribution among the clusters (Figure 10, 11 and 12) gives us details on whether these metrics have an impact on splitting the dataset into clusters, or not. For instance, mean elevation medians are 545 m and 481 m for C1 and C2 respectively, but C1 spans a larger range of values than C2, indicating more relief variety in C1 (Figure 10). Mean elevation in C1 has a ~650 m range, compared to C2 with a ~200 m range, if we exclude outliers. These results relate to the fact that C1 is composed of high-elevation mountainous watersheds in the north-east and low-elevation watersheds situated near the estuary in the north-west. The mean slope shows a high dataset-splitting potential with 9.85° median for C1 and 5.70° median for C2 (Figure 10). Drainage density statistical distributions are contained in values of ~2 km⁻¹ by the existence of high-value outliers (reaching ~12 km⁻¹) in both clusters (Figure 10). Form factor statistical distributions are typically similar in both clusters, meaning the distribution of the form of the subwatersheds is rather homogenous in the GRW (Figure 10).

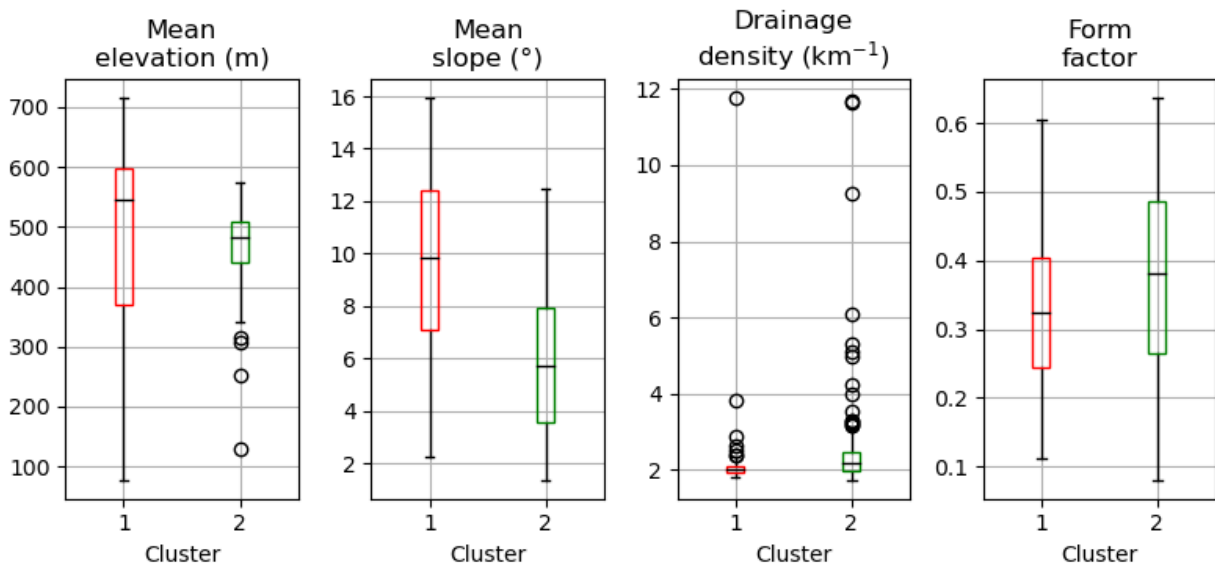


Figure 10 - Topographic metrics statistical distribution of the GRW by cluster (C1 in red and C2 in green) for the period 2015-2019, which include: mean elevation (m), mean slope (°), drainage density (km⁻¹) and form factor. Mean elevation and mean slopes are the topographic metrics that highlight the most the differences between the clusters.

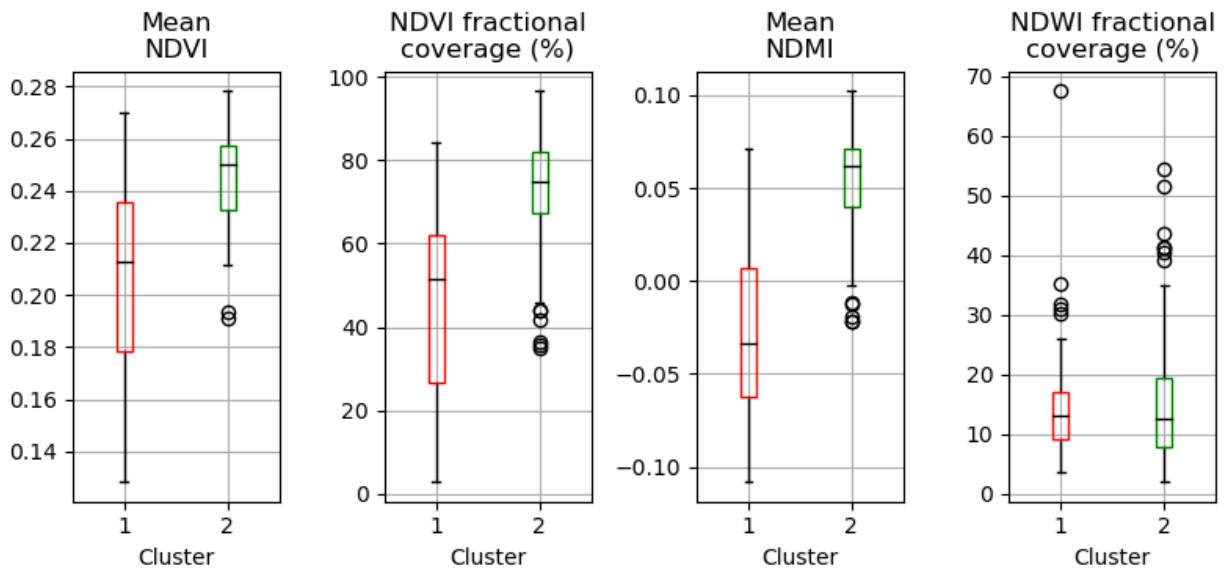


Figure 11 - Land cover metrics statistical distribution of the GRW by cluster (C1 in red and C2 in green) for the period 2015-2019, which include: mean NDVI, NDVI fractional coverage (%), mean NDMI and NDWI fractional coverage (%). Mean NDVI, NDVI fractional coverage and mean NDMI are the topographic metrics that highlight the most the differences between the clusters.

Vegetation-related metrics, such as mean NDVI and the NDVI fractional coverage, also have a considerable dividing influence on the dataset, with 0.2128 and 51.6% medians for C1 and

0.2498 and 74.8% medians for C2, respectively (Figure 11). For water-related metrics, mean NDMI displays notable differences in its statistical distributions, with medians of -0.0333 for C1 and 0.0621 for C2, indicating higher soil and vegetation moisture content in C2 (Figure 11). NDWI fractional coverage medians are similar in both clusters, with 13.0% for C1 and 12.5% for C2, but C2 spans a larger range reaching ~35% when excluding outliers (Figure 11).

Subsurface metrics are substantial splitting variables, with a 36.7% thaw-stable surface deposits cover median and a 51.3% thaw-sensitive surface deposits cover median for C1, compared to a 13.9% thaw-stable surface deposits cover median and a 69.9% thaw-sensitive surface deposits cover median for C2 (Figure 12).

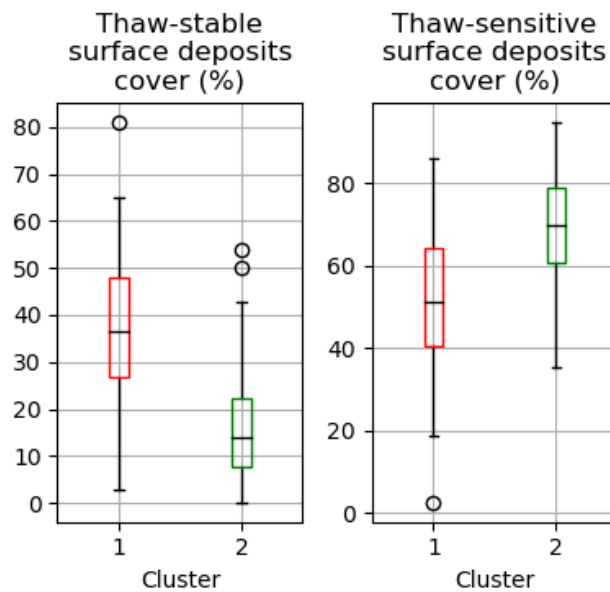


Figure 12 - Subsurface metrics statistical distribution of the GRW by cluster (C1 in red and C2 in green) for the period 2015-2019, which include: thaw-stable surface deposits cover (%) and thaw-sensitive surface deposits cover (%). Both metrics highlight the differences between the clusters.

2.5.2 Trends in land cover metrics and clustering results (1985-2019)

At the watershed scale, land cover metrics can change significantly within an interval of 35 years whereas topographic and subsurface metrics don't change on this timescale. Thus, for each subwatershed, trends in the land cover metrics were computed for the 1985-2019 time-period, and only trends with a 95% significance level were selected. Significant trends in mean NDVI (Figure 13a) have rates ranging from 0.00022 y^{-1} to 0.00086 y^{-1} . The highest trends are condensed in the north-west (George River's estuary), while the lowest and non-significant ones are present in the north-eastern (mountainous region) and southernmost (boreal forest) parts of the GRW. A similar distribution pattern is observed for significant trends in the NDVI fractional coverage (Figure 13b), with rates ranging from 0.017 y^{-1} to 0.57 y^{-1} , and the highest slope values are concentrated in the north-west, following the George River's main stem, and the lowest and non-significant ones are more present in the north-east and less present in the southernmost part. Fewer subwatersheds show significant trends in mean NDMI (Figure 13c) and they are mostly located in the west (George River's main stem) and less present in the north-eastern and southernmost part of the GRW. All trends are positive, with rates ranging from 0.00017 y^{-1} to 0.00081 y^{-1} . The highest trends are located in the north-west, near the estuary. Significant trends in the NDWI fractional coverage are all negative and range from -0.16 to -0.0025, indicating a small decrease in the extent of water bodies or snow. These trends concern few subwatersheds and the most impacted of them are situated in the north-western mountainous region.

To investigate if changes can be observed in the clustering results, a total of seven classifications are run for the period 1985-2019, each spanning five years and differing only by its input land cover variables (results for the most recent classification are presented in Subsection 2.5.1). As a way to highlight principal differences between these seven classifications, significant positive trends in membership coefficients are computed and selected for each cluster, with the same method as the land cover metrics (Figure 14). Only one subwatershed displays a significant positive trend of 0.0002 y^{-1} in its membership coefficient for C1 and is situated in the boreal southernmost part of the GRW, within a complex lakes system. As opposed to C1, C2 includes 22 subwatersheds showing significant and higher positive trends, with a larger range of 0.00085 y^{-1} to 0.0034 y^{-1} . They are mainly gathered along the George River's main stem in the north-west but also in the center of the GRW, along the Falcoz River (Figure 6).

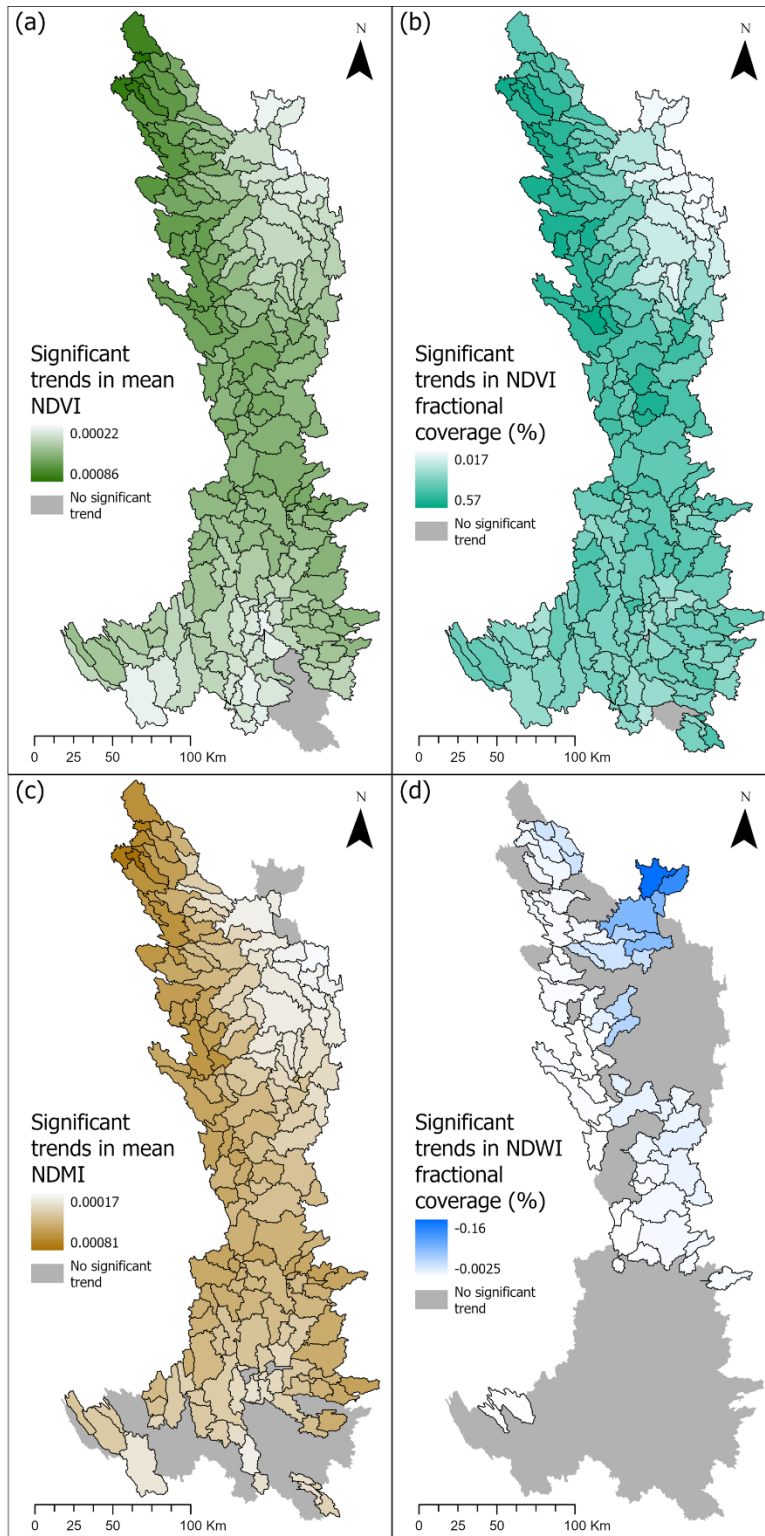


Figure 13 - Significant trends in (a) mean NDVI, (b) NDVI fractional coverage, (c) mean NDMI and (d) NDWI fractional coverage, for the 1985-2019 period. A darker color represents a higher trend in magnitude. Gray areas indicate no significant trend identified.

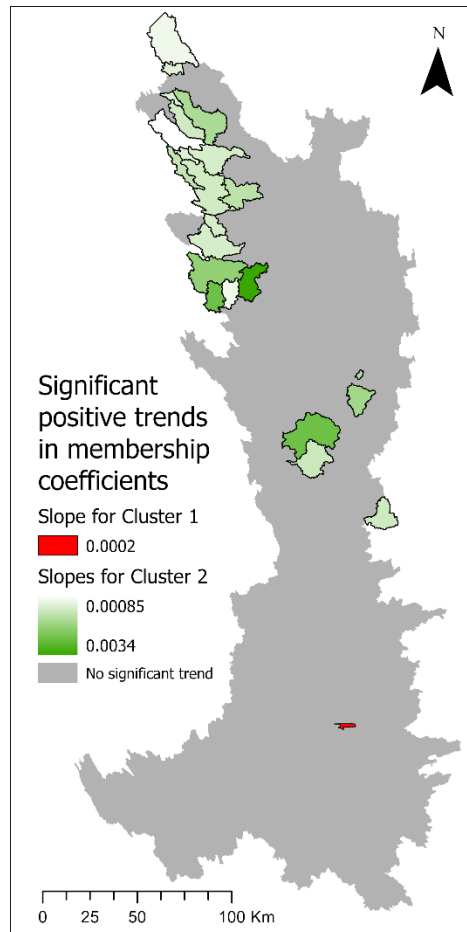


Figure 14 - Significant trends in membership coefficients for the period 1985-2019 present only one subwatershed with a positive trend in its membership to C1, compared to 22 subwatersheds for C2. A darker color represents a higher trend in magnitude. Gray areas indicate no significant trend identified.

2.5.3 Tasseled cap trend results

Our TC trend analysis was processed over the entire GRW for the period 1985-2019. We use the color map legend (Figure 15) provided by Fraser et al. (2014), which presents the TC indices trend combinations associated to each color, to identify the nature of the land cover changes pictured in the TC trend image created.

Results show that an increase in vegetation production is one of the main land cover changes that occurred in the GRW. This type of change is characterized by increases in TC Greenness and Wetness and a decrease in TC Brightness, which can be associated to an augmentation of leaf biomass (Fraser et al., 2014). This greening trend, known as tundra greening, appears in teal color in the TC trend image and is essentially present in the northernmost part of the GRW, surrounding the estuary, the George River's major stem and its tributaries (Figure 16).

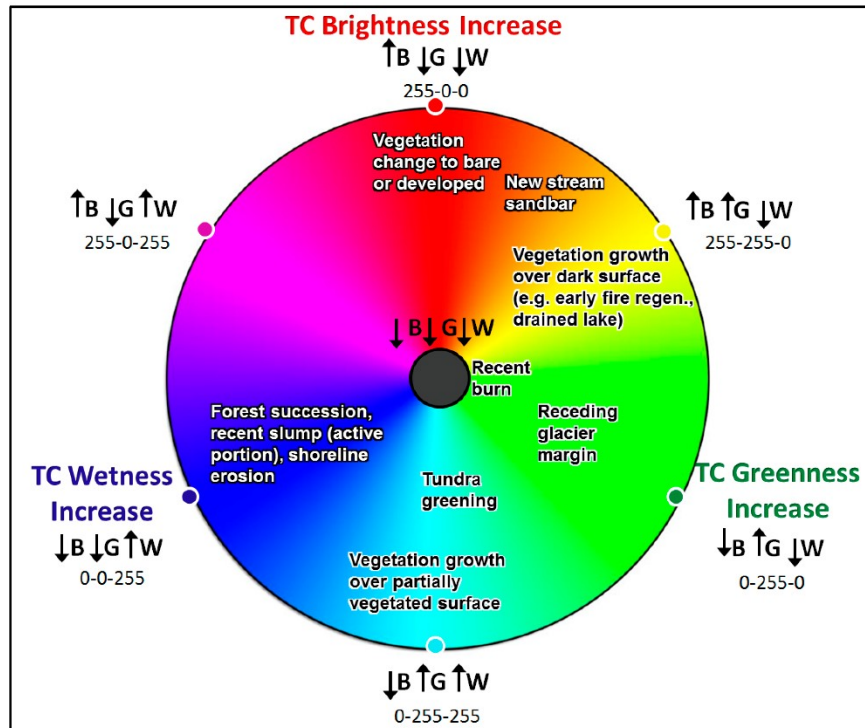


Figure 15 - Color map legend for Tasseled Cap (TC) trend visual interpretation produced by Fraser et al. (2014).

Another major change that occurred in the GRW is the increase in TC Wetness and decreases in TC Brightness and Greenness, which can be related to an increase of water content in soil and vegetation. This change appears in dark blue on the TC trend image and is mostly observable around the George River’s main stem, in the northern half of the GRW, between areas of greening and the streams (Figure 17).

Results also present areas witnessing decreases in TC Brightness and Wetness and an increase in TC Greenness, which appear in green in the TC trend image and is generally linked to receding snow and ice (Fraser et al., 2014). This modification in land cover is more present in the north-eastern mountainous part of the GRW, but it can also be observed in small amounts in upland areas located all over the northern half of the GRW (Figure 18).

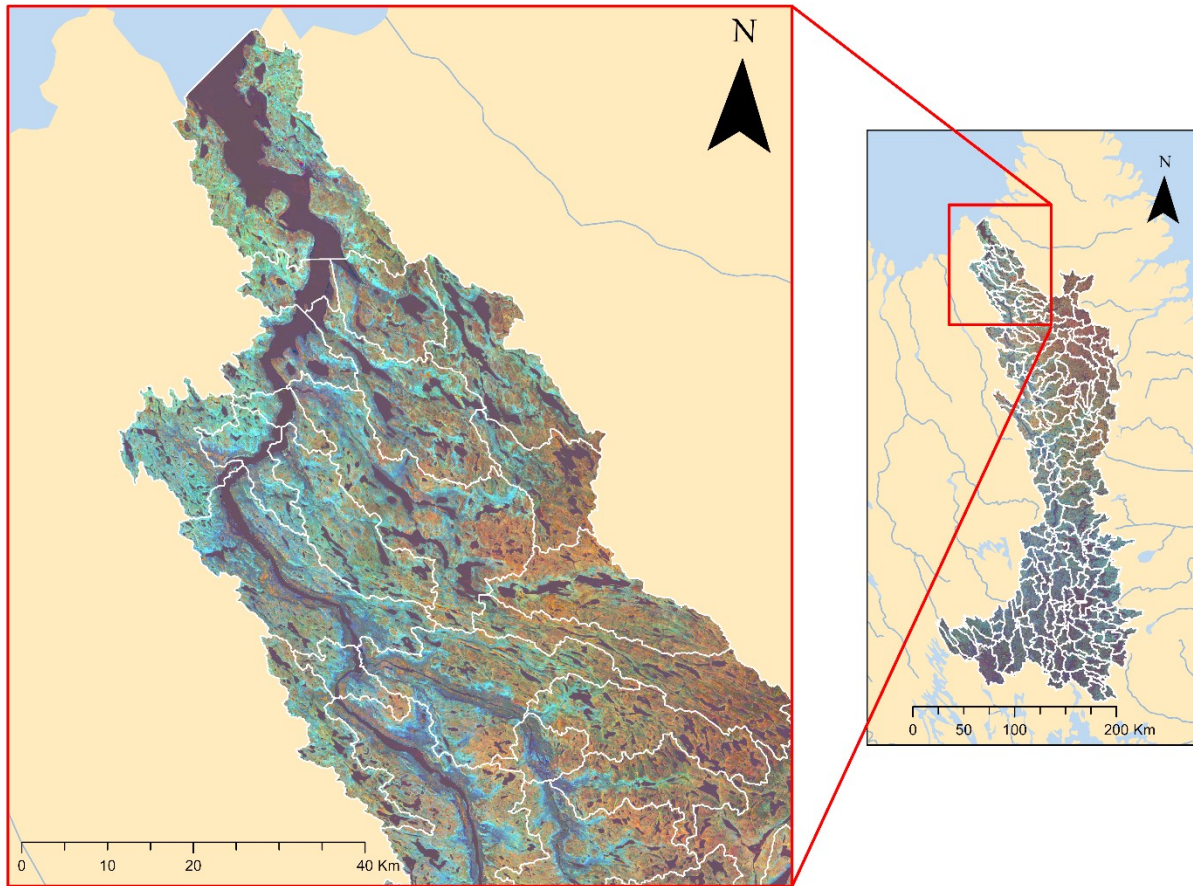


Figure 16 - Tasseled Cap (TC) trend image of the George River's estuary and lower course, produced following the LARCH method introduced by Fraser et al. (2014). Areas in teal experienced an augmentation of vegetation production during the growing season of the period 1985-2019.

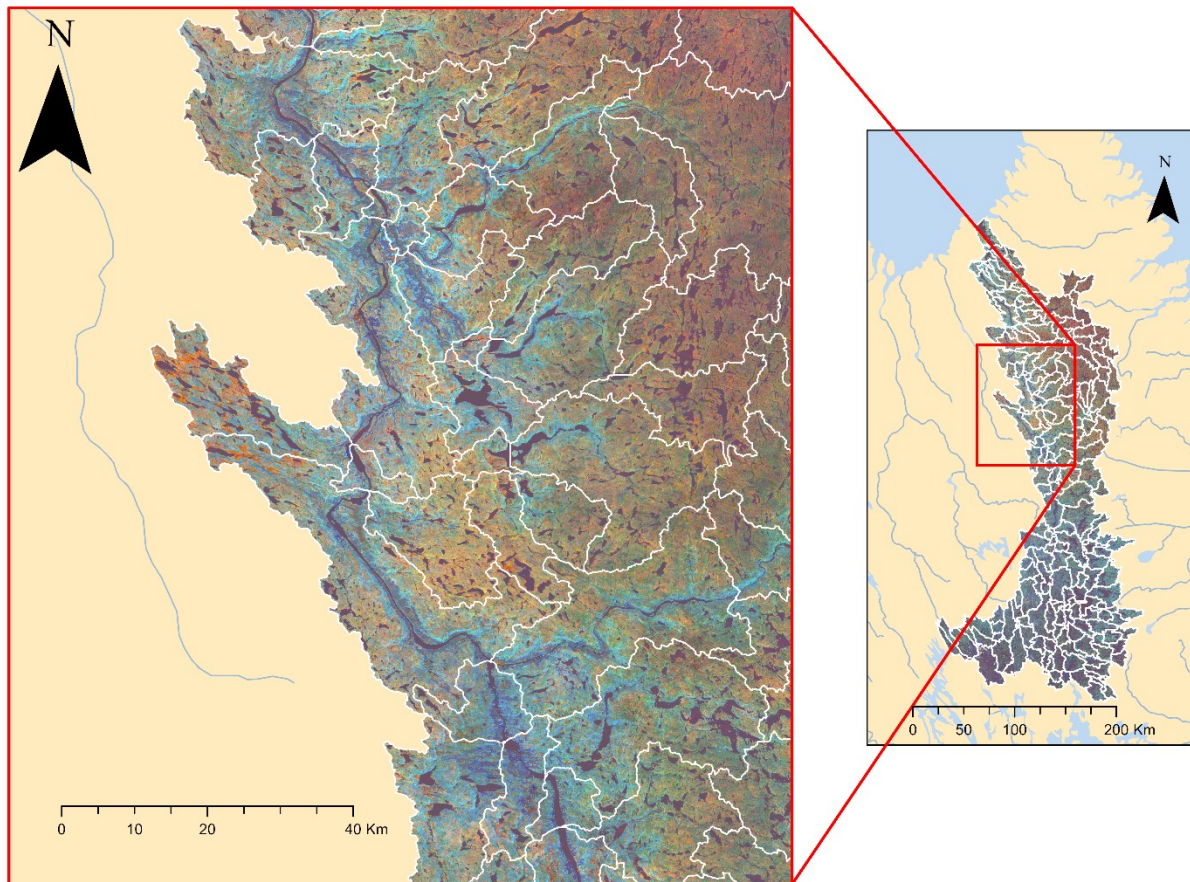


Figure 17 - Tasseled Cap (TC) trend image of the George River's main stem (Fraser et al., 2014). Areas in dark blue experienced an increase of moisture content in soil and vegetation during the growing season of the period 1985-2019.

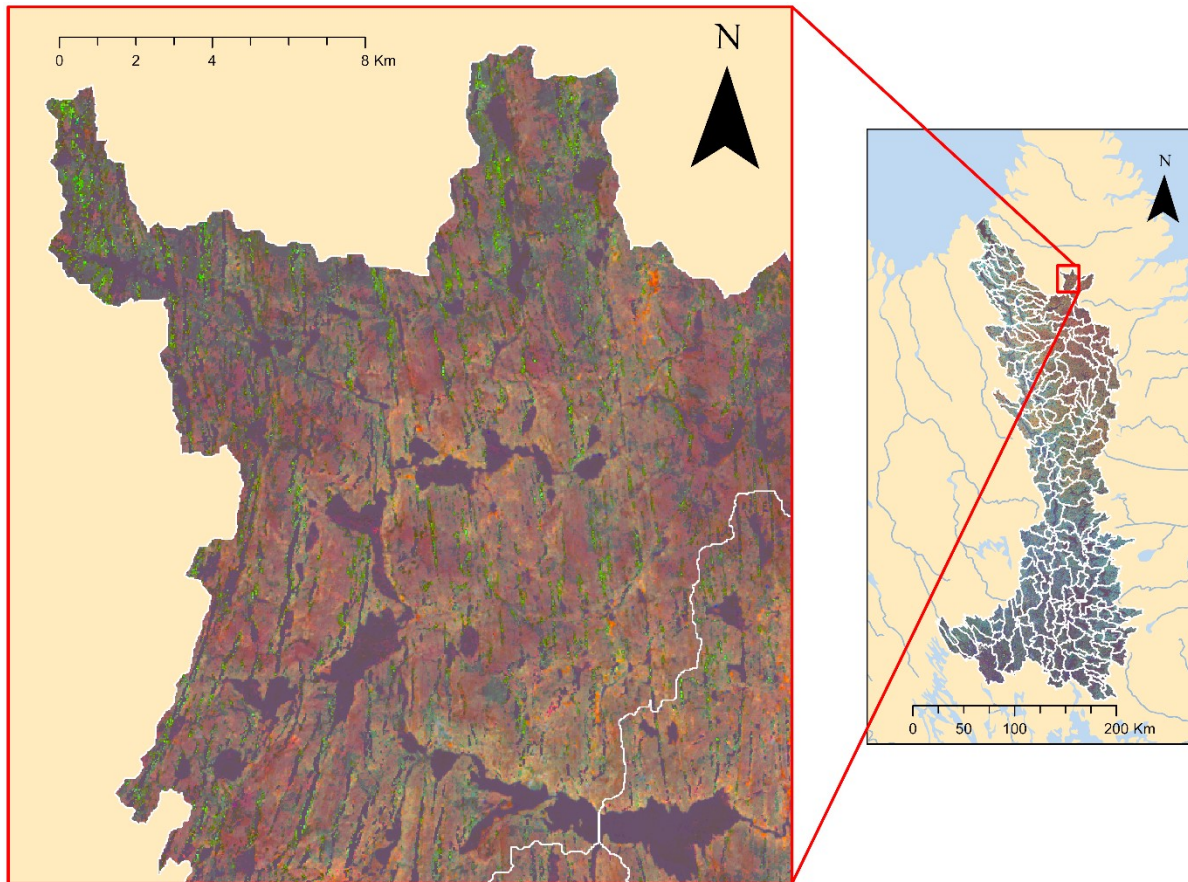


Figure 18 - Tasseled Cap (TC) trend image of the GRW's most elevated region, in the north-east (Fraser et al., 2014). Areas in green experienced a decline in albedo, moisture content in soils and an increase in greenness during the period 1985-2019.

2.5.4 Clustering results compared to reanalysis climate data

With the idea of underlining the control of climate on the land cover metrics in the GRW, we plotted the statistical distributions of these metrics resulting from our seven-classification time series over the acquired reanalysis climate dataset composed of Mean Annual Temperature (MAT) and Total Annual Precipitation (TAP) (Figure 19). Broadly speaking, C1 and C2 respectively cover the northern (Lower George) and southern (Upper George) parts of the GRW, which experienced approximately the same climate trajectories over the last 35 years, with the southern part having constantly higher MAT (+1°C) and TAP (+100 mm) values than the northern part. Overall TAP experienced generally more variation than MAT between 1985 and 2020, and both climate variables increased by about 1°C and 100 mm, respectively. Mean NDVI and NDVI fractional coverage trajectories tend to follow more accurately MAT than TAP for both clusters. One striking observation is for the period 1990-1994, where the highest decrease in overall MAT in 1992 coincides precisely with the highest decrease in mean NDVI and NDVI

fractional coverage for both clusters. Another important decrease of about 0.5°C in overall MAT occurring between 2016 and 2018 also coincides with a considerable decrease in mean NDVI for C2, but this trend is not present in C1. For the period 1985-1999, mean NDMI doesn't follow a clear trend, and therefore, can't be related to variations in MAT or TAP. Though, after 1999, mean NDMI shows a constant increase in accordance with MAT, TAP, mean NDVI and NDVI fractional coverage. NDWI fractional coverage only shows a slight decrease in C1 starting in the period 1995-1999.

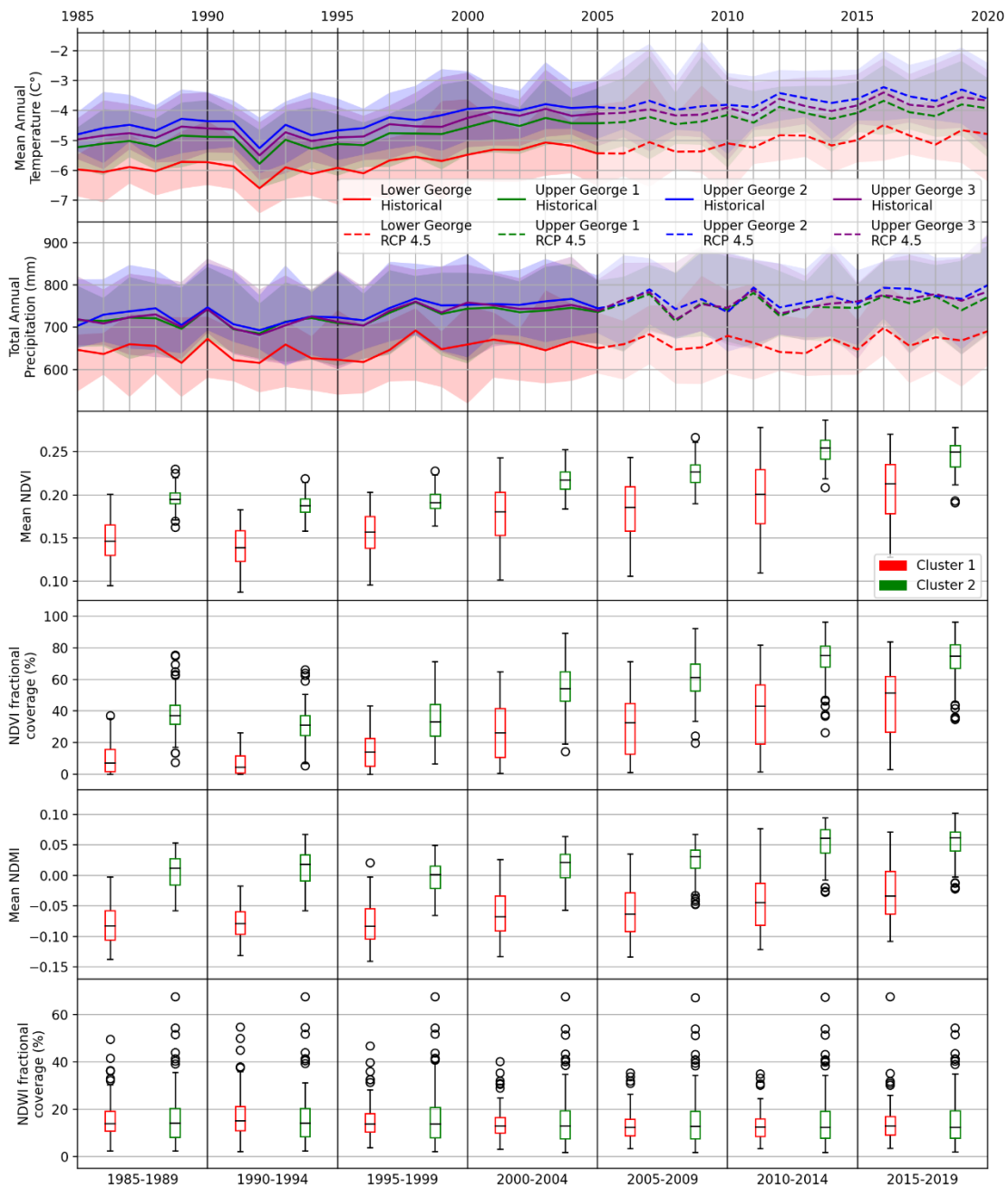


Figure 19 - Reanalysis climate data (MAT and TAP) plotted against statistical distribution time series of land cover metrics (mean NDVI, NDVI fractional coverage, mean NDMI and NDWI fractional coverage) for the period 1985-2019.

2.6 Discussion

2.6.1 Current hydrological state of the George River watershed

With the clustering results of our most recent Geographic Object-Based Image Analysis (GeOBIA) (Figure 9), it is now possible to assess the typical hydrological states of both clusters, and of the overall GRW. The hydro-geomorphic metrics statistical distributions previously presented (Figure 10, 11 and 12) help focus on metrics with high partitioning effects on the dataset which give us insights about the general regime, water balance and hydrological response characterizing both Cluster 1 (C1) and Cluster 2 (C2), and allow an efficient comparison of the clusters.

Our study site is located in a Subarctic climate region, and snowmelt is the major hydrological event affecting the runoff regime in the GRW (FitzGibbon and Dunne, 1981). Thus, the GRW's annual hydrographs is likely to present high discharge in early summer, followed by smaller hydrologic responses to rainfall events that interrupt the summer baseflow and runoff decrease in winter induced by an increased in snow storage.

In general, C1 includes the northernmost and both the least and most elevated subwatersheds of the GRW, due to proximity to the estuary in the north and the Torngat Mountains in the northeast, revealing an important inter-subwatershed relief variability. C1 also show high intra-subwatershed relief variability and the landscapes of its subwatersheds can be characterized by two distinct types of physiographic units : the uplands and the soil-filled valleys. In the uplands, with elevation reaching 981 m, vegetation is sparse, bedrock is mostly exposed or overlaid by a thin layer of surficial deposits (cover of ~35%), and ground thermal regime is controlled by the presence of continuous permafrost (L'Hérault and Allard, 2018). In the soil-filled valleys, incised by the George River's main stem and its major tributaries, vegetation and fine surficial deposits are more abundant (vegetation cover of ~50% and fine deposits cover of ~50% in total in C1), and the distribution of permafrost is discontinuous (L'Hérault and Allard, 2018).

In terms of the measured hydro-geomorphic metrics in C1, the extensive range in mean elevation and the higher values in mean slope (Figure 10) highlight the important inter-subwatershed and intra-subwatershed relief variability, respectively. Lower values in mean NDVI, NDVI fractional

coverage and mean NDMI (Figure 11) attest the low abundance of vegetation in C1, which is due to its northern location and the predominance of high elevations. Because the uplands present a large portion of exposed bedrock and bedrock overlaid by a thin layer of surficial deposits, thaw-stable surface deposits cover is higher in C1 than C2 (Figure 12). But thaw-sensitive surface deposits cover is larger than thaw-stable deposits cover in C1 (Figure 12), as glacial deposits (till) are the most present types of surface deposits in the entire GRW. Statistical distributions of drainage density (Figure 10) and NDWI fractional coverage (Figure 11) show many outliers in C1, and this observation can be explained by the wide opening of the George River's mouth in the north that can both induce large drainage density and NDWI fractional coverage values.

Because C1 is situated north and its north-eastern part reaches high elevations, Mean Annual Temperature (MAT) is lower (Figure 19) and therefore snowmelt occurs later during summer. Also, C1 experiences less Total Annual Precipitation (TAP) (Figure 19), which implies less storage during winter. These climate characteristics combined can have a smoothing effect on the hydrograph's snowmelt events of C1, compared to its southern counterpart. In the uplands, the presence of continuous permafrost, exposed bedrock and sparse vegetation can both encourage lateral flow and runoff generation by limiting infiltration when hillslope storage capacity is reached, depending on the thickness of the active layer and the porosity of the deposits (Hinzman et al., 2006; Kane et al., 1991; Spence et Woo, 2006; Thompson et al., 2010). The soil-filled valleys present an important amount of thaw-sensitive deposits that can contain segregated ground ice in a context of discontinuous permafrost, and therefore also favors runoff generation (Hinzman et al., 2006; Kane et al., 1991). ET has a reduced importance in the general water balance of C1, due to lower MAT and TAP, sparse vegetation and less moisture in soil and vegetation (Rouse et al., 2008). Generally, the presence of steep slopes and the likeliness of runoff process where ground conditions are met, confer to C1 a relatively short travel time to input water, with uniform runoff yield (Devito et al., 2005), when compared to C2.

C2 includes the southernmost subwatersheds of the GRW and cover the subregion of the George Plateau. The landscape of these subwatersheds is characterized by low relief variability with an average elevation of ~450 m. Vegetation is more abundant (cover of ~70%) , with the presence of the boreal forest in the south, and fine deposits are dominant (cover of ~70%). The low variability of topography confers to C2 complex systems of extensive interconnected lakes (cover of ~15%)

and wetlands. Ground thermal conditions range from discontinuous permafrost in the north of C2 to sporadic permafrost in the south (L'Hérault and Allard, 2018).

In terms of the measured hydro-geomorphic metrics in C2, the low range in mean elevation and the lower values in mean slope (Figure 10) underline both the low inter-watershed and intra-watershed variability of topography. Mean NDVI, NDVI fractional coverage and mean NDMI (Figure 11) show higher values in C2, compared to C1, and relate to the presence of more abundant vegetation and more water content in soil and vegetation, as C2 is located in lower latitudes. Thaw-stable surface deposits cover is considerably lower (Figure 12) because exposed bedrock and bedrock overlaid by a thin layer of deposits, which are the dominant types of thaw-stable deposits, are less present in C2. On the contrary, thaw-sensitive surface deposits cover is higher (Figure 12) because of the predominance of fine deposits in C2. As for C1, the larger number of outliers for the drainage density (Figure 10) and NDWI fractional coverage (Figure 11) is mainly due to the presence of large lakes, which can generate high values in both metrics.

As C2 predominates in the southern part of the GRW, it experiences higher MAT and TAP, indicating more snow storage during winter and earlier spring snowmelt compared to C1. In addition to snow storage, the presence of extensive lakes contributes considerably to storage in the general water balance of C2 (FitzGibbon et Dunne, 1981; Spence, 2000). Infiltration and retention processes are more likely to happen in C2 subwatersheds, which present high water content in soil and vegetation, more abundant vegetation (Beven et Germann, 2013; Thomas Dunne et al., 1991; Gao et al., 2018; Tabacchi et al., 2000; Thompson et al., 2010) and fine surface deposits within discontinuous to sporadic permafrost (L'Hérault et Allard, 2018). In addition, higher MAT and the presence of high water content in soil and vegetation, dense vegetation and large lakes in C2 improve the contribution of ET to the water balance, as opposed to C1 (Bosch et Hewlett, 1982; Gerrits et al., 2010; Kelliher et al., 1993; Rouse et al., 2008; Savenije, 2004; Yang et al., 2009). Also, the dominance of gentle slopes, complex interconnected lakes systems and the abundance of infiltration and retention processes indicate that input water has a relatively long travel time and runoff generation is primarily controlled by pre-existing storage conditions and fill-and-spill drainage processes (Devito et al., 2005; Spence, 2000).

In the case of the entire GRW, we can say that its longitudinal form combined with the fact that C1 is composed of subwatersheds located relatively near the estuary, with yield including more

frequent surface runoff processes, and that C2 includes headwater subwatersheds with regime punctuated by fill-and-spill processes, may procure the GRW generally smooth responses to snowmelt and precipitation events at its estuary.

2.6.2 Land cover changes in the last 35 years

Our land cover metric trend analysis shows that the most important increases in vegetation growth (Figures 13a and 13b) and in soil and vegetation moisture content (Figure 13c) happened in subwatersheds situated at the boundaries between the two clusters, in terms of spatial distribution and in terms of membership coefficient (values of ~ 0.5 for both clusters). These subwatersheds are situated along the GRW main stem, near the river's mouth, and present a valley-type physiography with relatively low elevations, more abundant vegetation and fine surface deposits, high water content in soil and vegetation, and discontinuous permafrost. On the other hand, statistically significant decreases in water bodies or snow coverage are found in all the northern half of the GRW (Figure 13d), but more substantial declines only appear in C1's most elevated subwatersheds.

Significant trends in membership for C2 (Figure 14) concern only subwatersheds that show high trends in at least three land cover metrics : mean NDVI, NDVI fractional coverage and mean NDMI. Variations in membership coefficients arise from the displacements of the centroids of the subwatersheds and the clusters, which are induced by changes in land cover metrics. In the GRW, a larger number of subwatersheds showed higher increases in their membership to C2 (22 subwatersheds, covering 10.2% of the total area of the GRW) compared to C1 (only one subwatershed) and this can be interpreted as an expansion of C2 in the north-western and central regions. This increasing trend in the subwatersheds' membership to C2 suggests that they are becoming more hydrologically similar to the southern type, with potential augmentations of infiltration processes and ET rates, as a consequence of increasing vegetation growth and moisture content in soil and vegetation.

Our TC trend analysis with a 30 m resolution sheds light on the nature of land cover metric trends presented above. Tundra greening is principally located in the northernmost part of the GRW (Figure 16), where vegetation was previously sparse and low. In this region, greening is principally caused by shrub expansion (Tremblay et al., 2012). Higher trends in mean NDVI and

NDVI fractional coverage situated in the northernmost subwatersheds (Figures 13a and 13b) suggest that shrub expansion is the major contributor of the total increase in vegetation production in the entire GRW.

Increase in soil and vegetation moisture is spatially correlated to an increase in vegetation production, based on the mean NDMI trends analysis (Figure 13c). The TC trend analysis confirms this statement since increases in TC Wetness index can only appear in teal and blue colors, related to vegetation increase, and in pink color, which is not observed in on the TC trend image (Figure 15). No causal relations can be suggested since soil and vegetation moisture content and vegetation are related and influence each other in complex ways (Rodriguez-Iturbe, 2000).

The TC trend image also brings answers to the decreasing trends in NDWI fractional coverage observed in the northern half of the GRW (Figure 13d). The NDWI highlights water-or-ice-covered pixels, so it cannot explain whether water bodies or snow storage retreated. But, in the TC trend image (Figure 18), we only observe green areas linked to snow storage receding, and no yellow area generally associated with drained lakes. Thus, the decreasing trend in NDWI fractional coverage is most likely related to a decrease in summer snow storage. Accordingly, subwatersheds experiencing the most important decreasing trends in NDWI fractional coverage are located in the most elevated part of the GRW, where potential perennial ice patches receding is most present.

Although the reliability of reanalysis climate data can be questioned in region lacking *in situ* climate monitoring, like the GRW, results from our comparison with clustering analyses (Figure 19) suggest that MAT acts as an important control factor on vegetation growth and increase in soil and vegetation water content, without underestimating the contribution of TAP. For instance, the coinciding important decreases in overall MAT and in mean NDVI and NDVI fractional coverage for both clusters for the period 1990-1994 can be related to the eruption of Mount Pinatubo in June 1991, which is known to had considerable effects on global climate (Hansen et al., 1996). Thus, climate change, and more precisely increase in MAT, may explain the land cover changes observed in the GRW in the last 35 years.

2.6.3 Future changes in hydrological processes

Assuming that land cover metrics will follow their previously described trends in the future in response to climate warming, increases in vegetation production and in soil and vegetation water content in the northernmost part of the GRW, and a decrease in summer snow storage in the north-eastern uplands should be observed. These changes will impact the hydrological regime and water balance of the GRW.

With higher MAT, parts of the GRW will likely witness an earlier snowmelt in spring, resulting in earlier peak flows (Bring et al., 2016; Goudie, 2006; White et al., 2018). As our land cover metrics and TC trend analysis show, permanent snow stored all year long in depressions will likely tend to disappear, modifying the water balance by reducing summer storage, particularly in the mountainous regions.

Also, with increases in MAT, vegetation growth and soil and vegetation moisture, the GRW will most likely experience an increase in ET (Nicholls et Carey, 2021), affecting the water balance by returning water directly into the atmosphere and reducing the runoff response. Recent discharge analyses at the *Lac de la Hutte Sauvage* hydrometric station, situated halfway through the George River course, show a small but significant decrease of about 1% in mean annual discharge between mid-1970s and 2017 (Gérin-Lajoie et al., 2018). This decreasing trend is associated with reduced mean summer flows while the winter base-flow remains the same. Our interpretation is that an augmentation of vegetation production during the growth season is the cause of this decline in summer flows, and thus in annual discharge, modifying the hydrological regime of the GRW. Moreover, substantial declines in annual discharge for the rivers draining the James Bay system, which include Ungava Bay, have already been observed in the past years, averaging a decrease of $2.5 \text{ km}^3\text{y}^{-1}$ (Déry et Wood, 2005; White et al., 2018).

Finally, permafrost, by its nature, is sensible to variations in MAT, and increases in MAT lead to its thaw (Goudie, 2006), which cause modification in its distribution by reducing continuous permafrost and increasing discontinuous and sporadic permafrost. Because permafrost is impervious when its ice content is equal or higher than ground saturation, thawing permafrost can favor infiltration processes (Rouse et al., 1997) and supra-permafrost groundwater flow alterations (Goudie, 2006). In the uplands of the northeastern parts of the GRW, such phenomena

should be limited even if permafrost is continuous, as thaw-stable deposits are most present. Although permafrost is discontinuous to sporadic in the northern soil-filled valleys and in the entire southern half of the GRW, these regions are dominated by thaw-sensitive deposits, and infiltration processes encouraged by permafrost thaw could result in the loss of connectivity between lakes, wetlands and streams, modifying the hydrological regime and response (Bring et al., 2016).

2.7 Conclusion

Results from this study confirm our initial hypothesis by showing that the GRW is composed of two main types of subwatersheds distributed along a latitudinal gradient, with landscape characteristics indicating differences in regime, water balance and hydrological response ; and that these hydrological behaviors can be modified by changes in the landscape, themselves induces by climate changes.

The northern type of subwatersheds (C1) presents high relief variability and two distinct physiographic units : the uplands, reaching 981 m, with sparse vegetation, exposed bedrock or bedrock overlaid by a thin layer of surficial deposits (~35% cover), and continuous permafrost ; and the soil-filled valleys with more abundant vegetation (~50% cover in total) and fine surficial deposits (~50% cover), and discontinuous permafrost. These subwatersheds have regimes described by late snowmelt and uniform runoff yield, a water balance characterized by more frequent surface runoff and a stronger hydrological response. The southern type of subwatersheds (C2) presents low relief variability with an average elevation of ~450 m, more abundant vegetation (~70% cover) and fine surface deposits (~70% cover), complex systems of extensive lakes (~15% cover) and wetlands, and permafrost distributions ranging from discontinuous in the north to sporadic in the south. These watersheds have regimes underlined by fill-and-spill runoff processes, a water balance with emphasized ET and storage, and a subdued hydrological response.

Furthermore, our seven-classification time series present an expansion of the southern-type subwatersheds in the north, mostly along the George River's main stem, and concerns 22 watersheds covering 10.2% of the GRW. It's by using a "fuzzy" classification algorithm (Fuzzy C-Means), attributing membership coefficients rather than strict classes to the objects of our Geographic Object-Based Image Analysis (GeOBIA), that the observation of such an expansion

is possible. This expansion is mostly associated to an increase of vegetation production, commonly known as tundra greening, and an augmentation of water content in soil and vegetation, which are the major changes occurring in the land cover metrics of the GRW. Moreover, permanent snow storage in the northern part of the GRW shows a significant decline, as our Tasseled Cap (TC) trend analysis, following the LARCH method, corroborates.

Reanalysis climate data are compared to the statistical distribution of land cover metrics for both clusters and all classifications to underline the control of temperature and precipitation on these metrics. Because the principal driver of these land cover changes is temperature rise, we suggest that the general regime of the GRW will be affected by an earlier snowmelt and permafrost degradation. Also, the water balance will experience considerable changes, principally as an augmented contribution of ET and declines in discharge and snow storage during summer.

The presented method, although limited to a 30 m spatial resolution, a five-year temporal resolution and the existing accessible remote sensing data, has been successful to provide (i) useful insights on regime, water balance and hydrological response of a vast and remote northern watershed (42 000 km²), deduced by the spatial analysis of key hydro-geomorphic metrics ; (ii) an assessment of general changes in land cover features that experience high susceptibility to climate change ; and (iii) a way to estimate and evaluate future changes in the hydrological behaviors of watersheds induced by climate changes.

As the method uses open-source data and accessible processing tools, it can be easily reproduced for studies in other regions of the world, but the general procedure can also be applied on any kind of change assessment studies that use unsupervised GeOBIA time series. Finally, this study's results will be useful in further research implied in the environmental monitoring of the GRW, especially in projects focusing on spatial patterns in water chemistry.

2.8 Acknowledgement

We thank ArcticNet (Network of Centers of Excellence of Canada) for their financial support in this project. As This study is part of the *IMALIRJIIT* research program that seeks to integrate scientific approaches and traditional knowledge to advance our understanding of environment and climate change in Arctic freshwater ecosystems, we would like to thank all the members of the program, especially the Kangiqsualujjuaq community, for their contribution in this study. We

also thank OHMi-Nunavik - LabEx DRIIHM, French program *Investissements d'Avenir* (ANR-11-LABX0010) managed by the French National Research Agency (ANR) for their participation in initiating the program.

Chapitre 3 : Discussion générale

3.1 Retour sur la recherche

Notre approche issue de la discipline de l'hydrologie paysagère a permis de caractériser le BVRG dans son ensemble. Les données de télédétection utilisées ont servi, dans un premier temps, à produire une description détaillée du contexte paysager dans lequel le BVRG s'inscrit. Ces données ont été minutieusement choisies et traitées de sorte à créer un ensemble de paramètres géomorphométriques exerçant un contrôle important sur les processus hydrologiques impliqués dans les bassins versants subarctiques et arctiques. Cette description du paysage du BVRG a été possible grâce à la production d'une analyse géographique d'images orientée-objet (AGIOO) et non-supervisée, qui a permis, en subdivisant le BVRG en sous-bassins versants, d'identifier de façon objective les patrons dans la distribution spatiale des paramètres hydrogéomorphométriques, et a mis en lumière l'hétérogénéité du territoire. Les résultats de cette classification présentent deux types de sous-bassins versants distribués selon un gradient latitudinal et localisés dans des régions physiographiques bien distinctes (Figure 9) : le nord du BVRG se trouvant à proximité des Monts Torngat et de l'estuaire de la Rivière George (grande variabilité du relief, de 0 à 982 m d'altitude) et présentant dans les hautes-terres, une végétation peu abondante et une roche-mère à nu ou recouverte par une fine couche de dépôts (~35% du territoire) dans une distribution de pergélisol continue, et dans les vallées, une végétation plus abondante (~50% du territoire recouvert par de la végétation au total) avec des dépôts de surface fins (~50% du territoire) dans une distribution de pergélisol discontinue ; et le sud du BVRG montrant un relief peu varié (~450 m d'altitude en moyenne), étant recouvert par la toundra forestière et la forêt boréale (~70% du territoire) et de nombreux grands lacs (~15% du territoire), et présentant majoritairement des dépôts de surfaces fins (~70% du territoire) dans une distribution de pergélisol allant de discontinue à sporadique. Cette distribution nord-sud des types de sous-bassins versants, alors qu'une distinction physiographique entre le nord et le sud du BVRG a pu être préalablement identifiée, suggère que la classification effectuée est fiable et efficace pour décrire des paysages complexes et hétérogènes. Dans un deuxième temps, une analyse approfondie des distributions statistiques des paramètres paysagers de chaque type de sous-bassins versants (Figures 10, 11 et 12) a été nécessaire afin de déterminer lesquels de ces

paramètres affichent des différences nettes entre les deux classes de sous-bassins versants, ce qui a permis de mettre de côté certaines variables dont la distribution spatiale est plutôt homogène dans le BVRG (en l'occurrence la densité de drainage et le facteur de forme, Figure 10). En se servant de la littérature existante portant sur le contrôle de ces paramètres distinctifs sur les processus hydrologiques des bassins versants, nous avons pu déduire les comportements hydrologiques généraux des deux types de sous-bassins versants, et par la même occasion, de l'entièreté du BVRG.

Par la suite, une dimension temporelle a été intégrée à l'étude en reproduisant six autres classifications effectuées à partir de données antérieures (seulement les paramètres de la couverture terrestre varient d'une classification à l'autre) et en identifiant les tendances significatives dans les paramètres de couverture terrestre (Figure 13) et dans les coefficients d'appartenance (Figure 14) de chaque sous-bassin versant. Les résultats de tendance des coefficients d'appartenance affichent une expansion du type de sous-bassins versants du sud dans le nord du BVRG et les résultats de tendances des paramètres de couverture terrestre ont permis d'établir que cette expansion est attribuable à une augmentation de la végétation et de l'humidité contenue dans les sols et la végétation, principalement localisée dans le nord du BVRG. Il est à noter que c'est par l'utilisation d'un algorithme de classification dit « flou » (*fuzzy* en anglais, FCM), attribuant des coefficients d'appartenance plutôt que des classes strictes aux objets de l'AGIOO, qu'il a été possible d'observer cette expansion des sous-bassins versants du sud. Nous avons ainsi pu avancer que les sous-bassins versants impliqués dans cette expansion ont vu leurs comportements hydrologiques devenir de plus en plus similaires à ceux du sud durant les 35 dernières années.

Dans le but d'approfondir notre étude spatio-temporelle, une analyse de tendances spectrales de la couverture terrestre (*Tasseled Cap trend analysis* en anglais), suivant la méthode *LARCH* (Fraser et al., 2014), a été produite sur la même période de temps et avec les mêmes données de base de télédétection. Cette analyse a permis d'identifier plus précisément la nature des changements dans la couverture terrestre en permettant d'observer des tendances à une résolution de 30 m. En effet, l'enverdissement par une végétation basse des zones où la végétation était auparavant éparse ou inexistante (principalement concentré au nord-ouest, Figure 16) domine l'augmentation de la végétation dans le BVRG. Aussi, l'analyse de tendances spectrales de la

couverture terrestre nous a aidé à élucider notre questionnement quant aux tendances négatives dans l'étendue des corps d'eau ou de la neige observées dans le nord-est du BVRG, en identifiant un retrait marqué du stockage de la neige permanente dans cette zone (Figure 18). Ainsi, la méthode *LARCH* s'est avérée être d'une forte utilité en venant corroborer et préciser les résultats déjà obtenus par analyse de tendances à l'échelle des sous-bassins versants.

Enfin, des données de réanalyse climatique ont été comparées aux distributions statistiques des paramètres de couverture terrestre de chaque type de sous-bassins versants et de l'entièreté des classifications produites, afin de souligner le contrôle de la température et des précipitations sur ces paramètres (Figure 19). La température montre un contrôle prononcé sur les paramètres de couverture terrestre, bien qu'il soit difficile d'établir des tendances claires dans les distributions statistiques de ceux-ci.

Cette mise en évidence des impacts des variations climatiques sur les paramètres exerçant un contrôle sur l'hydrologie, ajoutée à la littérature existante sur les impacts des changements climatiques sur l'hydrologie arctique et subarctique, nous a permis d'émettre des hypothèses sur le comportement futur du BVRG et de ses sous-bassins versants dans un contexte de changements climatiques, et plus précisément, de réchauffement global. En somme, en vue d'une augmentation des températures, l'augmentation de la production végétale devrait continuer sa course pendant la période estivale, résultant en une contribution plus marquée de l'ET dans le bilan hydrique général du BVRG et en une diminution du débit dans les cours d'eau, un phénomène déjà observé dans la Rivière George, et de façon générale, dans les rivières se déversant dans la Baie d'Ungava (Déry et Wood, 2005; Gérin-Lajoie et al., 2018; White et al., 2018). Aussi, une fonte nivale et une débâcle anticipées, et la disparition du stockage de la neige permanente pendant l'été sont à prévoir avec une augmentation des températures. Enfin, la dégradation du pergélisol pourrait altérer le régime hydrologique en favorisant les processus d'infiltration dans les secteurs présentant des dépôts de surfaces sensibles au dégel.

3.2 Implications

Les résultats principaux de cette étude, étant plus qualitatifs que quantitatifs, fournissent néanmoins des renseignements précieux sur le comportement hydrologique du BVRG, ce qui vient combler le manque considérable de données hydrologiques existantes pour ce bassin versant. Ce manque de données hydrologiques est généralisable à la plupart, sinon la totalité, des

rivières arctiques et subarctiques drainant de vastes territoires, et dont l'accès est souvent restreint. Ainsi, la recherche de méthodes pouvant pallier ce manque de connaissances sur les bassins versants dits non-jaugés suscite un intérêt grandissant dans le domaine de l'hydrologie (Gao et al., 2018; Hrachowitz et al., 2013; Sivapalan et al., 2003). En effet, une grande partie des études existantes, focalisent sur les bassins versants urbanisés et agricoles, et abordent régulièrement les questions de l'aménagement du territoire et de l'impact des perturbations anthropiques directes sur les systèmes. Un ensemble plus solide de recherches centrées sur la préservation des systèmes déjà en place et sur l'impact des perturbations anthropiques indirectes sur l'environnement (*e.g.*, les changements climatiques) contribuerait fortement à compléter le corpus de connaissances qui constitue la science de l'hydrologie. C'est dans cette optique que la méthodologie proposée dans cette étude a été formulée.

Ce genre d'étude permet aussi de développer des modèles hydro-bio-géologiques conceptuels, ce qui constitue une étape importante pour le développement de modèles numériques.

De plus, avec le développement rapide et récent des techniques et des outils de télédétection, l'accès aux données démontrant un fort potentiel pour la production de telles études est facilité et élargi à de nombreuses régions du monde. Notre méthode pourrait donc être répliquée sur d'autres bassins versants arctiques et subarctiques, là où les données existent, mais aussi de manière générale, sur les bassins versants non-jaugés.

L'utilisation d'une approche par classification dans notre méthode permet une relative flexibilité quant au choix de l'échelle à laquelle l'analyse peut être produite, dans la mesure où les objets des classifications (*e.g.*, les sous-bassins versants) affichent une certaine homogénéité. Ainsi, l'étude pourrait être étendue à des régions beaucoup plus vastes, comme la partie Nord-Américaine du bassin versant pan-arctique.

Jumeler cette procédure à des méthodes davantage quantitatives, par exemple à des modèles hydrologiques numériques, s'avèrerait d'une grande efficacité, tant d'un point de vue financier (les données utilisées dans cette étude étant entièrement gratuites et libre d'accès), logistique (l'implantation de stations hydrométriques et météorologiques, et les campagnes de terrains n'étant pas essentielles à la production de résultats pertinents) et du temps de réalisation de l'étude (la procédure pouvant être facilement automatisée), et constituerait une alternative pratique aux approches traditionnelles de l'hydrologie des bassins versants.

Un autre point saillant de la méthode plus fondamentale de l'étude est son applicabilité à d'autres champs de recherche. Toute étude se penchant sur la caractérisation spatio-temporelle d'une région donnée pourrait ainsi être produite en orientant le choix des variables et la segmentation des objets des AGIOO selon le sujet étudié. Par exemple, une étude portant sur la distribution spatiale et les dynamiques de la végétation d'une région particulière pourrait utiliser notre méthode en choisissant des variables pertinentes à la caractérisation de la végétation et en segmentant la région en unités physiographiques distinctes.

Enfin, l'étude présentée répond aux objectifs du programme *IMALIRJIIT*, visant à produire un suivi environnemental sur le long terme du BVRG, en fournissant une vue d'ensemble à la fois spatiale et temporelle du comportement hydrologique général du bassin versant. Elle constitue donc une étape importante dans la compréhension détaillée des divers processus impliqués dans le BVRG et de leur interconnexion, et permettra de corroborer les résultats des recherches portant sur les autres volets du programme *IMALIRJIIT*, notamment ceux se penchant sur les dynamiques végétales et la chimie de l'eau du BVRG.

Conclusion générale

Ce mémoire présente une analyse typologique intégrée dans une approche d'hydrologie paysagère, développée pour décrire et mieux comprendre les comportements hydrologiques de grands bassins versants arctiques et subarctiques, et leurs dynamiques face aux changements climatiques. Cette approche intégrée utilise en grande partie des données de télédétection afin de caractériser les bassins versants selon des paramètres géomorphométriques exerçant un contrôle important sur les processus hydrologiques. L'analyse typologique s'avère être d'une forte utilité afin de traiter avec l'hétérogénéité des paysages constituant ces grands bassins versants.

L'approche, appliquée sur le bassin versant de la Rivière George (BVRG), a montré qu'il était constitué de deux types distincts de sous-bassins versants hydrogéomorphiquement similaires et distribués selon un gradient latitudinal, induisant des comportements hydrologiques différents. Par la suite, l'analyse temporelle a permis de mettre en lumière une progression du type de sous-bassins versants du sud dans le nord du BVRG, provoquée par une augmentation de la production végétale et de l'humidité contenue dans les sols et la végétation. Ces changements dans la couverture terrestre traduisent l'augmentation des températures en lien avec les changements climatiques et viennent modifier le comportement hydrologique du BVRG en augmentant la contribution de l'ET dans le bilan hydrique, ce qui entraîne la réduction des débits en été. La disparition de la neige permanente observée dans les hautes terres vient aussi réduire le stockage de l'eau en été. Dans le futur, ces phénomènes devraient s'intensifier si les tendances de réchauffement global se maintiennent.

Avec l'augmentation actuelle en nombre, en accessibilité et en précision des données de télédétection, la méthode proposée pourra être reproduite dans d'autres régions arctiques et subarctiques, et à des échelles relativement variables. La procédure présentée, étant en partie automatisée, viendra accroître l'efficacité des programmes de suivi hydrologique s'intéressant à ces vastes bassins versants dont les caractéristiques sont peu connues et pour lesquels les données hydrologiques sont quasi-inexistantes.

Références bibliographiques

- Ackerman, E. A. (1941). The Köppen Classification of Climates in North America. *Geographical Review*, 31(1), 105-111. <https://doi.org/10.2307/210420>
- Arp, C. D., Whitman, M. S., Jones, B. M., Kemnitz, R., Grosse, G. et Urban, F. E. (2012). Drainage Network Structure and Hydrologic Behavior of Three Lake-Rich Watersheds on the Arctic Coastal Plain, Alaska. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, 44(4), 385-398. <https://doi.org/10.1657/1938-4246-44.4.385>
- Ashraf, F. B., Torabi Haghghi, A., Marttila, H. et Kløve, B. (2016). Assessing impacts of climate change and river regulation on flow regimes in cold climate: A study of a pristine and a regulated river in the sub-arctic setting of Northern Europe. *Journal of Hydrology*, 542, 410-422. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.09.016>
- Berger, K. P. et Entekhabi, D. (2001). Basin hydrologic response relations to distributed physiographic descriptors and climate. *Journal of Hydrology*, 247(3), 169-182. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00383-3](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00383-3)
- Beven, K. et Germann, P. (2013). Macropores and water flow in soils revisited. *Water Resources Research*, 49(6), 3071-3092. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20156>
- Bezdek, J. C. (1981). Objective Function Clustering. Dans J. C. Bezdek (dir.), *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms* (p. 43-93). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4757-0450-1_3
- Bosch, J. M. et Hewlett, J. D. (1982). A review of catchment experiments to determine the effect of vegetation changes on water yield and evapotranspiration. *Journal of Hydrology*, 55(1), 3-23. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(82\)90117-2](https://doi.org/10.1016/0022-1694(82)90117-2)
- Bring, A., Fedorova, I., Dibike, Y., Hinzman, L., Mård, J., Mernild, S. H., Prowse, T., Semanova, O., Stuefer, S. L. et Woo, M.-K. (2016). Arctic terrestrial hydrology: A synthesis of processes, regional effects, and research challenges. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 121(3), 621-649. <https://doi.org/10.1002/2015JG003131>
- Buttle, J. M., Creed, I. F. et Moore, R. D. (2005). Advances in Canadian forest hydrology, 1999–2003. *Hydrological Processes*, 19(1), 169-200. <https://doi.org/10.1002/hyp.5773>
- Chae, Y., Kang, S. M., Jeong, S.-J., Kim, B. et Frierson, D. M. W. (2015). Arctic greening can cause earlier seasonality of Arctic amplification. *Geophysical Research Letters*, 42(2), 536-541. <https://doi.org/10.1002/2014GL061841>

- Choubin, B., Solaimani, K., Habibnejad Roshan, M. et Malekian, A. (2017). Watershed classification by remote sensing indices: A fuzzy c-means clustering approach. *Journal of Mountain Science*, 14(10), 2053-2063. <https://doi.org/10.1007/s11629-017-4357-4>
- Costa-Cabral, M. C. et Burges, S. J. (1994). Digital Elevation Model Networks (DEMON): A model of flow over hillslopes for computation of contributing and dispersal areas. *Water Resources Research*, 30(6), 1681-1692. <https://doi.org/10.1029/93WR03512>
- Crist, E. P. et Cicone, R. C. (1984). A Physically-Based Transformation of Thematic Mapper Data—The TM Tasseled Cap. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-22(3), 256-263. <https://doi.org/10.1109/TGRS.1984.350619>
- Déry, S. J. et Wood, E. F. (2005). Decreasing river discharge in northern Canada. *Geophysical Research Letters*, 32(10). <https://doi.org/10.1029/2005GL022845>
- Devito, K., Creed, I., Gan, T., Mendoza, C., Petrone, R., Silins, U. et Smerdon, B. (2005). A framework for broad-scale classification of hydrologic response units on the Boreal Plain: is topography the last thing to consider? *Hydrological Processes*, 19(8), 1705-1714. <https://doi.org/10.1002/hyp.5881>
- Dunn, J. C. (1973). A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters. *Journal of Cybernetics*, 3(3), 32-57. <https://doi.org/10.1080/01969727308546046>
- Dunne, T., Moore, T. R. et Taylor, C. H. (1975). Recognition and prediction of runoff producing zones in humid regions. *Hydrological Science Bulletin*, 305-327.
- Dunne, T., Zhang, W. et Aubry, B. F. (1991). Effects of Rainfall, Vegetation, and Microtopography on Infiltration and Runoff. *Water Resources Research*, 27(9), 2271-2285. <https://doi.org/10.1029/91WR01585>
- Ferguson, B. K. (1991). Landscape Hydrology, A Component of Landscape Ecology. *Journal of Environmental Systems*, 21(3), 193-205. <https://doi.org/10.2190/8HLE-91G9-LP0R-XHYG>
- FitzGibbon, J. E. et Dunne, T. (1981). Land Surface and Lake Storage during Snowmelt Runoff in a Subarctic Drainage System. *Arctic and Alpine Research*, 13(3), 277-285. <https://doi.org/10.1080/00040851.1981.12004248>
- Fraser, R. H., Olthof, I., Kokelj, S. V., Lantz, T. C., Lacelle, D., Brooker, A., Wolfe, S. et Schwarz, S. (2014). Detecting Landscape Changes in High Latitude Environments Using Landsat Trend Analysis: 1. Visualization. *Remote Sensing*, 6(11), 11533-11557. <https://doi.org/10.3390/rs6111533>

- Freeze, R. A. et Harlan, R. L. (1969). Blueprint for a physically-based, digitally-simulated hydrologic response model. *Journal of Hydrology*, 9(3), 237-258. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(69\)90020-1](https://doi.org/10.1016/0022-1694(69)90020-1)
- Freeze, R. A. et Witherspoon, P. A. (1967). Theoretical analysis of regional groundwater flow: 2. Effect of water-table configuration and subsurface permeability variation. *Water Resources Research*, 3(2), 623-634. <https://doi.org/10.1029/WR003i002p00623>
- Frey, K. E. et McClelland, J. W. (2009). Impacts of permafrost degradation on arctic river biogeochemistry. *Hydrological Processes*, 23(1), 169-182. <https://doi.org/10.1002/hyp.7196>
- Fryirs, K. A. et Brierley, G. J. (2012). *Geomorphic Analysis of River Systems: An Approach to Reading the Landscape*. John Wiley & Sons.
- Gao, B. C. (1996). NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of environment*, 58(3), 257-266.
- Gao, H., Sabo, J. L., Chen, X., Liu, Z., Yang, Z., Ren, Z. et Liu, M. (2018). Landscape heterogeneity and hydrological processes: a review of landscape-based hydrological models. *Landscape Ecology*, 33(9), 1461-1480. <https://doi.org/10.1007/s10980-018-0690-4>
- Gérin-Lajoie, J., Herrmann, T. M., MacMillan, G. A., Hébert-Houle, É., Monfette, M., Rowell, J. A., Anaviapik Soucie, T., Snowball, H., Townley, E., Lévesque, E., Amyot, M., Franssen, J. et Dedieu, J.-P. (2018). IMALIRIJIT: a community-based environmental monitoring program in the George River watershed, Nunavik, Canada. *Écoscience*, 25(4), 381-399. <https://doi.org/10.1080/11956860.2018.1498226>
- Gerrits, A. M. J., Pfister, L. et Savenije, H. H. G. (2010). Spatial and temporal variability of canopy and forest floor interception in a beech forest. *Hydrological Processes*, 24(21), 3011-3025. <https://doi.org/10.1002/hyp.7712>
- Giblin, A. E., Nadelhoffer, K. J., Shaver, G. R., Laundre, J. A. et McKerrow, A. J. (1991). Biogeochemical Diversity Along a Riverside Toposequence in Arctic Alaska. *Ecological Monographs*, 61(4), 415-435. <https://doi.org/10.2307/2937049>
- Goudie, A. S. (2006). Global warming and fluvial geomorphology. *Geomorphology*, 79(3), 384-394. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.06.023>
- Zhang, X., Flato, G., Kirchmeier-Young, M., Vincent, L., Wan, H., Wang, X., Rong, R., Fyfe, J., Li, G. et Kharin, V. V. (2019). *Changes in Temperatures and Precipitation Across Canada; Chapter 4 in Canada's Changing Climate Report*. Government of Canada.

https://changingclimate.ca/site/assets/uploads/sites/2/2018/12/CCCR_Chapter4-Temperature-and-Precipitation-Across-Canada.pdf

- Haldorsen, S. et Krüger, J. (1990). Till Genesis and Hydrogeological Properties. *Hydrology Research*, 21(2), 81-94. <https://doi.org/10.2166/nh.1990.0006>
- Harris, S. A., French, H. M., Heginbottom, J. A., Johnston, G. H., Ladanyi, B., Sege, D. C. et van Everdingen, R. O. (1988). Glossary of permafrost and related ground-ice terms. Dans Permafrost Subcommittee, Associate Committee on Geotechnical Research, National Research Council of Canada (dir.).
- Heath, R. C. (1988). Hydrogeologic setting of regions. Dans W. Back, J. S. Rosenshein et P. R. Seaber (dir.), *Hydrogeology* (vol. O-2, p. 0). Geological Society of America. <https://doi.org/10.1130/DNAG-GNA-O2.15>
- Hendry, M. J. (1983). Groundwater recharge through a heavy-textured soil. *Journal of Hydrology*, 63(3), 201-209. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(83\)90042-2](https://doi.org/10.1016/0022-1694(83)90042-2)
- Hinzman, L. D., Kane, D. L. et Woo, M. (2006). Permafrost Hydrology. Dans *Encyclopedia of Hydrological Sciences*. American Cancer Society. <https://doi.org/10.1002/0470848944.hsa178>
- Hrachowitz, M., Savenije, H. H. G., Blöschl, G., McDonnell, J. J., Sivapalan, M., Pomeroy, J. W., Arheimer, B., Blume, T., Clark, M. P., Ehret, U., Fenicia, F., Freer, J. E., Gelfan, A., Gupta, H. V., Hughes, D. A., Hut, R. W., Montanari, A., Pande, S., Tetzlaff, D., ... Cudennec, C. (2013). A decade of Predictions in Ungauged Basins (PUB)—a review. *Hydrological Sciences Journal*, 58(6), 1198-1255. <https://doi.org/10.1080/02626667.2013.803183>
- Jasechko, S., Sharp, Z. D., Gibson, J. J., Birks, S. J., Yi, Y. et Fawcett, P. J. (2013). Terrestrial water fluxes dominated by transpiration. *Nature*, 496(7445), 347-350. <https://doi.org/10.1038/nature11983>
- Jencso, K. G. et McGlynn, B. L. (2011). Hierarchical controls on runoff generation: Topographically driven hydrologic connectivity, geology, and vegetation. *Water Resources Research*, 47(11). <https://doi.org/10.1029/2011WR010666>
- Jia, G. J., E. Epstein, H. et A. Walker, D. (2009). Vegetation greening in the canadian arctic related to decadal warming. *Journal of Environmental Monitoring*, 11(12), 2231-2238. <https://doi.org/10.1039/B911677J>

- Kane, D. L., Hinzman, L. D., Benson, C. S. et Liston, G. E. (1991). Snow hydrology of a headwater Arctic basin: 1. Physical measurements and process studies. *Water Resources Research*, 27(6), 1099-1109. <https://doi.org/10.1029/91WR00262>
- Kelliher, F. M., Leuning, R. et Schulze, E.-D. (1993). Evaporation and Canopy Characteristics of Coniferous Forests and Grasslands. *Oecologia*, 95(2), 153-163.
- Korzun, V. (1978). World Water Balance and Water Resources of the Earth. *Studies and Reports in Hydrology*, 25, 663.
- L'Hérault, E. et Allard, M. (2018). *Production de la 2ième approximation de la carte de pergélisol du Québec en fonction des paramètres géomorphologiques, écologiques, et des processus physiques liés au climat (n° 2)*. Ministère des forêts, de la faune et des parcs du Québec.
https://mffp.gouv.qc.ca/documents/forets/inventaire/Production_2e_appro_pergelisol.pdf
- Lim, A. G., Sonke, J. E., Krickov, I. V., Manasypov, R. M., Loiko, S. V. et Pokrovsky, O. S. (2019). Enhanced particulate Hg export at the permafrost boundary, western Siberia. *Environmental Pollution*, 254, 113083. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2019.113083>
- Lobanova, A., Liersch, S., Nunes, J. P., Didovets, I., Stagl, J., Huang, S., Koch, H., Rivas López, M. del R., Maule, C. F., Hattermann, F. et Krysanova, V. (2018). Hydrological impacts of moderate and high-end climate change across European river basins. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 18, 15-30. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2018.05.003>
- McDonnell, J. J., Sivapalan, M., Vaché, K., Dunn, S., Grant, G., Haggerty, R., Hinz, C., Hooper, R., Kirchner, J., Roderick, M. L., Selker, J. et Weiler, M. (2007). Moving beyond heterogeneity and process complexity: A new vision for watershed hydrology. *Water Resources Research*, 43(7). <https://doi.org/10.1029/2006WR005467>
- McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425-1432. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Meredith, M., Sommerkorn, M., Cassotta, S., Derksen, C., Ekaykin, A., Hollowed, A., Kofinas, G., Mackintosh, A., Melbourne-Thomas, J., Muelbert, M. M. C., Ottersen, G., Pritchard, H. et Schuur, E. A. G. (2019). *Polar Regions*. In: *IPCC Special Report on the Ocean and Cryosphere in a Changing Climate*. International Panel on Climate Change. https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/sites/3/2019/11/07_SROCC_Ch03_FINAL.pdf
- Nasonova, O. N., Gusev, Ye. M., Kovalev, E. E., Ayzel, G. V. et Panysheva, K. M. (2019). Projecting Changes in Russian Northern River Runoff due to Possible Climate Change

- during the 21st Century: A Case Study of the Northern Dvina, Taz and Indigirka Rivers. *Water Resources*, 46(1), S145-S154. <https://doi.org/10.1134/S0097807819070145>
- Prowse, T. D. et Ommanney, C. S. L. (1990). *Northern hydrology: Canadian perspectives*. (n° 1). National Hydrology Institute, Environment Canada. <https://doi.org/10.1002/esp.3290160812>
- Nicholls, E. M. et Carey, S. K. (2021). Evapotranspiration and energy partitioning across a forest-shrub vegetation gradient in a subarctic, alpine catchment. *Journal of Hydrology*, 602, 126790. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126790>
- Nitze, I., Grosse, G., Jones, B. M., Romanovsky, V. E. et Boike, J. (2018). Remote sensing quantifies widespread abundance of permafrost region disturbances across the Arctic and Subarctic. *Nature Communications*, 9(1), 1-11. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-07663-3>
- Payette, S. (1983). The forest tundra and present tree-lines of the northern Québec-Labrador peninsula. *Nordicana*, 47, 3-23.
- Phoenix, G. K. et Bjerke, J. W. (2016). Arctic browning: extreme events and trends reversing arctic greening. *Global Change Biology*, 22(9), 2960-2962. <https://doi.org/10.1111/gcb.13261>
- Rodriguez-Iturbe, I. (2000). Ecohydrology: A hydrologic perspective of climate-soil-vegetation dynamics. *Water Resources Research*, 36(1), 3-9. <https://doi.org/10.1029/1999WR900210>
- Rouse, W. R., Binyamin, J., Blanken, P. D., Bussi eres, N., Duguay, C. R., Oswald, C. J., Schertzer, W. M. et Spence, C. (2008). The Influence of Lakes on the Regional Energy and Water Balance of the Central Mackenzie River Basin. Dans M. Woo (dir.), *Cold Region Atmospheric and Hydrologic Studies. The Mackenzie GEWEX Experience: Volume 1: Atmospheric Dynamics* (p. 309-325). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-73936-4_18
- Rouse, W. R., Douglas, M. S. V., Hecky, R. E., Hershey, A. E., Kling, G. W., Lesack, L., Marsh, P., McDonald, M., Nicholson, B. J., Roulet, N. T. et Smol, J. P. (1997). Effects of Climate Change on the Freshwaters of Arctic and Subarctic North America. *Hydrological Processes*, 11(8), 873-902. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1085\(19970630\)11:8<873::AID-HYP510>3.0.CO;2-6](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1085(19970630)11:8<873::AID-HYP510>3.0.CO;2-6)
- Savenije, H. H. G. (2004). The importance of interception and why we should delete the term evapotranspiration from our vocabulary. *Hydrological Processes*, 18(8), 1507-1511. <https://doi.org/10.1002/hyp.5563>

- Saxton, K. E. et Rawls, W. J. (2006). Soil Water Characteristic Estimates by Texture and Organic Matter for Hydrologic Solutions. *Soil Science Society of America Journal*, 70(5), 1569-1578. <https://doi.org/10.2136/sssaj2005.0117>
- Saxton, K. E., Rawls, W. J., Romberger, J. S. et Papendick, R. I. (1986). Estimating Generalized Soil-water Characteristics from Texture. *Soil Science Society of America Journal*, 50(4), 1031-1036. <https://doi.org/10.2136/sssaj1986.03615995005000040039x>
- Saxton, K. E. et Shiau, S. Y. (1990). Surface waters of North America; Influence of land and vegetation on streamflow. Dans M. G. Wolman et H. C. Riggs (dir.), *Surface Water Hydrology* (vol. O-1, p. 0). Geological Society of America. <https://doi.org/10.1130/DNAG-GNA-O1.55>
- Schultz, G. A. (1988). Remote sensing in hydrology. *Journal of Hydrology*, 100(1), 239-265. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(88\)90187-4](https://doi.org/10.1016/0022-1694(88)90187-4)
- Sen, P. K. (1968). Estimates of the Regression Coefficient Based on Kendall's Tau. *Journal of the American Statistical Association*, 63(324), 1379-1389. <https://doi.org/10.1080/01621459.1968.10480934>
- Shogren, A. J., Zarnetske, J. P., Abbott, B. W., Iannucci, F., Frei, R. J., Griffin, N. A. et Bowden, W. B. (2019). Revealing biogeochemical signatures of Arctic landscapes with river chemistry. *Scientific Reports*, 9(1), 1-11. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-49296-6>
- Sivapalan, M., Takeuchi, K., Franks, S. W., Gupta, V. K., Karambiri, H., Lakshmi, V., Liang, X., McDonnell, J. J., Mendiondo, E. M., O'Connell, P. E., Oki, T., Pomeroy, J. W., Schertzer, D., Uhlenbrook, S. et Zehe, E. (2003). IAHS Decade on Predictions in Ungauged Basins (PUB), 2003–2012: Shaping an exciting future for the hydrological sciences. *Hydrological Sciences Journal*, 48(6), 857-880. <https://doi.org/10.1623/hysj.48.6.857.51421>
- Sohoulane Djebou, D. C., Singh, V. P. et Frauenfeld, O. W. (2014). Analysis of watershed topography effects on summer precipitation variability in the southwestern United States. *Journal of Hydrology*, 511, 838-849. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.02.045>
- Spence, C. (2000). The Effect of Storage on Runoff from a Headwater Subarctic Shield Basin. *Arctic*, 53(3), 237-247.
- Spence, C. et Woo, M. (2003). Hydrology of subarctic Canadian shield: soil-filled valleys. *Journal of Hydrology*, 279(1), 151-166. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(03\)00175-6](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(03)00175-6)

- Spence, C. et Woo, M. (2006). Hydrology of subarctic Canadian Shield: heterogeneous headwater basins. *Journal of Hydrology*, 317(1), 138-154. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.05.014>
- Sturm, M., McFadden, J. P., Liston, G. E., Chapin, F. S., Racine, C. H. et Holmgren, J. (2001). Snow-shrub interactions in Arctic tundra: A hypothesis with climatic implications. *Journal of Climate*, 14(3), 336-344. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2001\)014<0336:SSIIAT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2001)014<0336:SSIIAT>2.0.CO;2)
- Tabacchi, E., Lambs, L., Guillo, H., Planty-Tabacchi, A.-M., Muller, E. et Décamps, H. (2000). Impacts of riparian vegetation on hydrological processes. *Hydrological Processes*, 14(16-17), 2959-2976. [https://doi.org/10.1002/1099-1085\(200011/12\)14:16/17<2959::AID-HYP129>3.0.CO;2-B](https://doi.org/10.1002/1099-1085(200011/12)14:16/17<2959::AID-HYP129>3.0.CO;2-B)
- Tague, C. et Grant, G. E. (2004). A geological framework for interpreting the low-flow regimes of Cascade streams, Willamette River Basin, Oregon. *Water Resources Research*, 40(4). <https://doi.org/10.1029/2003WR002629>
- Theil, H. (1950). A rank-invariant method of linear and polynomial regression analysis. *Indagationes Mathematicae*, 1(2), 467-482.
- Thompson, S. E., Harman, C. J., Heine, P. et Katul, G. G. (2010). Vegetation-infiltration relationships across climatic and soil type gradients. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 115(G2). <https://doi.org/10.1029/2009JG001134>
- Treharne, R., Bjerke, J., Emberson, L., Tømmervik, H. et Phoenix, G. (2016). Arctic Browning: vegetation damage and implications for carbon balance., EPSC2016-8838. Communication présentée au EGU General Assembly Conference Abstracts.
- Tremblay, B., Lévesque, E. et Boudreau, S. (2012). Recent expansion of erect shrubs in the Low Arctic: evidence from Eastern Nunavik. *Environmental Research Letters*, 7(3), 035501. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/7/3/035501>
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127-150. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0)
- Tucker, G. E. et Bras, R. L. (1998). Hillslope processes, drainage density, and landscape morphology. *Water Resources Research*, 34(10), 2751-2764. <https://doi.org/10.1029/98WR01474>

- Vincent, J.-S. (1989). Quaternary Geology of the Southeastern Canadian Shield. Dans R. J. Fulton (dir.), *Quaternary Geology of Canada and Greenland* (vol. 2). Geological Survey of Canada. <https://doi.org/10.4095/127905>
- Viville, D., Ladouche, B. et Bariac, T. (2006). Isotope hydrological study of mean transit time in the granitic Strengbach catchment (Vosges massif, France): application of the FlowPC model with modified input function. *Hydrological Processes*, 20(8), 1737-1751. <https://doi.org/10.1002/hyp.5950>
- White, D., Hinzman, L., Alessa, L., Cassano, J., Chambers, M., Falkner, K., Francis, J., Gutowski, W. J., Holland, M., Holmes, R. M., Huntington, H., Kane, D., Kliskey, A., Lee, C., McClelland, J., Peterson, B., Rupp, T. S., Straneo, F., Steele, M., ... Zhang, T. (2018). The arctic freshwater system: Changes and impacts. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*. <https://doi.org/10.1029/2006JG000353>@10.1002/(ISSN)2169-8961.FRESHWAT1
- Wright, R. (1979). Preliminary results of a study on active layer hydrology in the discontinuous zone at Schefferville, Nouveau-Québec. *Géographie Physique et Quaternaire*, 33(3-4), 359-368. <https://doi.org/10.7202/1000370ar>
- Yang, D., Shao, W., Yeh, P.-F., Yang, H., Kanae, S. et Oki, T. (2009). Impact of vegetation coverage on regional water balance in the non-humid regions of China. 45:W00A14. <https://doi.org/10.1029/2008wr006948>
- Young, K. L., Woo, M.-K. et Edlund, S. A. (1997). Influence of Local Topography, Soils, and Vegetation on Microclimate and Hydrology at a High Arctic Site, Ellesmere Island, Canada. *Arctic and Alpine Research*, 29(3), 270-284. <https://doi.org/10.1080/00040851.1997.12003245>

Annexe A : Code pour la production d'indices de différence normalisée (Normalized Difference Vegetation Index - NDVI, Normalized Difference Moisture Index - NDMI et Normalized Difference Water Index - NDWI)

Langage : JavaScript

Environnement : Éditeur de code en ligne de la plateforme *Google Earth Engine*

Code (exemple pour la période 1985-1989) :

```
1 // Variables import :
2 // GRW watershed delineation (AOI)
3 // + Landsat TM, ETM+ and OLI image collections
4 var AOI = ee.FeatureCollection("users/eliotsicaud/Watershed_Polygon"),
5     tmCol = ee.ImageCollection("LANDSAT/LT05/C02/T1_L2"),
6     etmCol = ee.ImageCollection("LANDSAT/LE07/C02/T1_L2"),
7     oliCol = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C02/T1_L2");
8
9 // Normalized difference indices visualization parameters
10 var ndviViz = {min: -1, max: 1, palette: ['black', 'lightgreen']};
11 var ndmiViz = {min: -1, max: 1, palette: ['black', 'peru']};
12 var ndwiViz = {min: -1, max: 1, palette: ['darkblue', 'lightskyblue']};
13
14 // Harmonization coefficients
15 var coefficients = {
16   itcps: ee.Image.constant([0.0003, 0.0088, 0.0061, 0.0412, 0.0254, 0.0172])
17     .multiply(10000),
18   slopes: ee.Image.constant([0.8474, 0.8483, 0.9047, 0.8462, 0.8937, 0.9071])
19 };
20
21 // Define function to get and rename bands of interest from OLI.
22 function renameOli(img) {
23   return img.select(
24     ['SR_B2', 'SR_B3', 'SR_B4', 'SR_B5', 'SR_B6', 'SR_B7', 'QA_PIXEL'],
25     ['Blue', 'Green', 'Red', 'NIR', 'SWIR1', 'SWIR2', 'QA_PIXEL']);
26 }
27
28 // Define function to get and rename bands of interest from ETM+.
29 function renameEtm(img) {
30   return img.select(
31     ['SR_B1', 'SR_B2', 'SR_B3', 'SR_B4', 'SR_B5', 'SR_B7', 'QA_PIXEL'],
32     ['Blue', 'Green', 'Red', 'NIR', 'SWIR1', 'SWIR2', 'QA_PIXEL']);
33 }
34
35 // Define function to create cloud mask
36 function fmask(img) {
```

```

37   var cloudBitMask = 1 << 3;
38   var cloudShadowBitMask = 1 << 4;
39   var qa = img.select('QA_PIXEL');
40   var mask = qa.bitwiseAnd(cloudBitMask).eq(0)
41             .and(qa.bitwiseAnd(cloudShadowBitMask).eq(0));
42   return img.updateMask(mask);
43 }
44
45 // Define function for Linear Transformation from ETM+ to OLI
46 function etmToOli(img) {
47   return img.select(['Blue', 'Green', 'Red', 'NIR', 'SWIR1', 'SWIR2'])
48             .multiply(coefficients.slopes)
49             .add(coefficients.itcps)
50             .addBands(img.select('QA_PIXEL'));
51 }
52
53 //Function to get Normalized Difference Indices
54 function calculateNdxI(img) {
55   var ndvi = img.normalizedDifference(['NIR', 'Red']).rename('NDVI');
56   var ndmi = img.normalizedDifference(['NIR', 'SWIR1']).rename('NDMI');
57   var ndwi = img.normalizedDifference(['Green', 'NIR']).rename('NDWI');
58   var ndxi = ee.Image(ndvi).addBands(ndmi)
59             .addBands(ndwi);
60   return ndxi;
61 }
62
63 // Combine all functions
64 // Define function to prepare OLI images.
65 function prepOli(img) {
66   var orig = img;
67   img = renameOli(img);
68   img = fmask(img);
69   img = calculateNdxI(img);
70   return ee.Image(img.copyProperties(orig, orig.propertyNames()));
71 }
72
73 // Define function to prepare ETM+ images.
74 function prepEtm(img) {
75   var orig = img;
76   img = renameEtm(img);
77   img = fmask(img);
78   img = etmToOli(img);
79   img = calculateNdxI(img);
80   return ee.Image(img.copyProperties(orig, orig.propertyNames()));
81 }
82
83 // Filters
84 var colFilter = ee.Filter.and(
85   ee.Filter.bounds(AOI),
86   ee.Filter.calendarRange(7, 8, 'month'),
87   ee.Filter.calendarRange(1985, 1989, 'year'),
88   ee.Filter.lt('CLOUD_COVER', 70)
89 );
90
91 // Filter collections and prepare them for merging.
92 oliCol = oliCol.filter(colFilter).map(prepareOli);
93 etmCol = etmCol.filter(colFilter).map(prepareEtm);

```

```

94 tmCol = tmCol.filter(colFilter).map(prepareEtm);
95
96 // Merge the collections.
97 var col = oliCol.merge(etmCol).merge(tmCol);
98 col = col.median().clip(AOI);
99
100 //print(col);
101
102 //Map.addLayer(col.select("NDVI"), ndviViz, 'NDVI');
103 //Map.addLayer(col.select("NDMI"), ndmiViz, 'NDMI');
104 //Map.addLayer(col.select("NDWI"), ndwiViz, 'NDWI');
105
106 ///////////////////////////////////////////////////////////////////
107 ///////////////////////////////////////////////////////////////////
108 //Export images to Google Drive.
109
110 Export.image.toDrive({
111   image: col.select("NDVI"),
112   description: 'NDVI_NoCloudMedian_1985_1989',
113   fileNamePrefix: 'NDVI_NoCloudMedian_1985_1989',
114   dimensions: '6816x15843',
115   region: AOI,
116   crs: 'EPSG:32620',
117   maxPixels: 1e10,
118   fileFormat: 'GeoTIFF'
119 });
120
121 Export.image.toDrive({
122   image: col.select("NDMI"),
123   description: 'NDMI_NoCloudMedian_1985_1989',
124   fileNamePrefix: 'NDMI_NoCloudMedian_1985_1989',
125   dimensions: '6816x15843',
126   region: AOI,
127   crs: 'EPSG:32620',
128   maxPixels: 1e10,
129   fileFormat: 'GeoTIFF'
130 });
131
132 Export.image.toDrive({
133   image: col.select("NDWI"),
134   description: 'NDWI_NoCloudMedian_1985_1989',
135   fileNamePrefix: 'NDWI_NoCloudMedian_1985_1989',
136   dimensions: '6816x15843',
137   region: AOI,
138   crs: 'EPSG:32620',
139   maxPixels: 1e10,
140   fileFormat: 'GeoTIFF'
141 });

```


Annexe B : Code pour la production d'une analyse géographique d'images orientée-objet (AGIOO) jumelée à l'algorithme de classification *Fuzzy C-Means* (FCM)

Langage : Python 3.8

Environnement : Anaconda 3

Code (exemple pour la période 1985-1989) :

```
1 import numpy as np
2 import gdal
3 import csv
4 import skfuzzy as fuzz
5 import matplotlib.pyplot as plt
6
7 import os
8 os.environ['GDAL_DATA'] = 'C:\ProgramData\Anaconda3\envs\Sub_BV_features\Library\share\gdal'
9 os.environ['PROJ_LIB'] = 'C:\ProgramData\Anaconda3\envs\Sub_BV_features\Library\share\proj'
10
11 #####
12
13 # Read Data and place in lists
14 metrics_data = []
15 driverGTIFF = gdal.GetDriverByName('GTIFF')
16
17 metrics_fn = ('Elevation.tif'           #Elevation raster
18             , 'Slope.tif'             #Slope raster
19             , 'NDVI_NoCloudMedian_1985_1989.tif' #NDVI raster
20             , 'NDMI_NoCloudMedian_1985_1989.tif' #NDMI raster
21             , 'NDWI_NoCloudMedian_1985_1989.tif' #NDWI raster
22             , 'Dep_Surf.tif'          #Surface deposit map raster
23             )                          #(each pixel value corresponds to a surface deposit calss ID)
24
25 for i in range(len(metrics_fn)):
26     metrics_ds = gdal.Open(metrics_fn[i])
```

```

27     metrics = metrics_ds.GetRasterBand(1).ReadAsArray()
28     metrics_data.append(metrics)
29
30 metrics_data = np.dstack(metrics_data)
31
32 # Read Drainage Density and Form Factor                               #Table containing Drainage density and form factor values
33 DD_FF_fn = 'DrainageDensity_FormFactor.csv'                         #for every subwatersheds
34
35 with open(DD_FF_fn, 'r') as f:
36     DD_FF = list(csv.reader(f, delimiter=","))
37 DD_FF = np.array(DD_FF[1:], dtype=np.float)
38 DD, FF = [], []
39
40 for row in DD_FF:
41     DD.append(row[0])
42     FF.append(row[1])
43
44 # Read Segments
45 segments_fn = 'SubWatershed.tif'                                     #Subwatershed delineations raster
46 segments_ds = gdal.Open(segments_fn)                               #(each pixel value corresponds to a subwatershed ID)
47 segments = segments_ds.GetRasterBand(1).ReadAsArray()
48
49 #####
50
51 # Feature extraction function
52
53 def segment_features(segment_pixels):
54     features = []
55
56     # Elevation metrics
57     elev_mean = np.mean(segment_pixels[segment_pixels[:, 0] != -9999, 0])
58     features.append(elev_mean)
59
60     # Slope metrics
61     slope_mean = np.mean(segment_pixels[segment_pixels[:, 1] != -9999, 1])
62     features.append(slope_mean)
63
64     # NDVI metrics
65     ndvi_mean = np.nanmean(segment_pixels[(segment_pixels[:, 2] != -9999) & (segment_pixels[:, 4] < -0.1), 2])
66     features.append(ndvi_mean)
67     ndvi_veg = len(segment_pixels[(segment_pixels[:, 2] >= 0.20) &

```

```

68         (segment_pixels[:, 2] != -9999), 2) / len(segment_pixels[:, 2]) * 100
69 features.append(ndvi_veg)
70
71 # NDMI metrics
72 ndmi_mean = np.nanmean(segment_pixels[(segment_pixels[:, 3] != -9999) & (segment_pixels[:, 4] < -0.1), 3])
73 features.append(ndmi_mean)
74
75 # NDWI metrics
76 ndwi_surface_water = len(segment_pixels[(segment_pixels[:, 4] >= -0.1) &
77         (segment_pixels[:, 4] != -9999), 4]) / len(segment_pixels[:, 4]) * 100
78 features.append(ndwi_surface_water)
79
80 # Surface deposit metrics
81 surfdep_no_ice = len(segment_pixels[(segment_pixels[:, 5] == 12) | #geocryological class 1a
82         (segment_pixels[:, 5] == 13) |
83         (segment_pixels[:, 5] == 8) | #geocryological class 1b
84         (segment_pixels[:, 5] == 9) |
85         (segment_pixels[:, 5] == 10) |
86         (segment_pixels[:, 5] == 11) |
87         (segment_pixels[:, 5] == 15) |
88         (segment_pixels[:, 5] == 18) |
89         (segment_pixels[:, 5] == 19) |
90         (segment_pixels[:, 5] == 20) |
91         (segment_pixels[:, 5] == 21) |
92         (segment_pixels[:, 5] == 23) |
93         (segment_pixels[:, 5] == 25) |
94         (segment_pixels[:, 5] == 26), 5]) /
95         len(segment_pixels[:, 5]) * 100
96 features.append(surfdep_no_ice)
97 surfdep_ice = len(segment_pixels[(segment_pixels[:, 5] == 3) | #geocryological class 2a
98         (segment_pixels[:, 5] == 4) |
99         (segment_pixels[:, 5] == 5) |
100        (segment_pixels[:, 5] == 6) |
101        (segment_pixels[:, 5] == 7) |
102        (segment_pixels[:, 5] == 14) |
103        (segment_pixels[:, 5] == 27) |
104        (segment_pixels[:, 5] == 16) | #geocryological class 2b
105        (segment_pixels[:, 5] == 17) |
106        (segment_pixels[:, 5] == 22) |
107        (segment_pixels[:, 5] == 24) |
108        (segment_pixels[:, 5] == 1), 5]) / #geocryological class 2c

```

```

109         len(segment_pixels[:, 5]) * 100
110     features.append(surfdep_ice)
111     return features
112
113
114     #####
115
116     # Features Extraction
117
118     # Extraction and attribute table creation
119     segments_ids = np.unique(segments)
120     segments_ids = segments_ids[(segments_ids >= 0) & (segments_ids <= len(segments_ids)-1)]
121     objects = []
122     object_ids = []
123
124     for id in segments_ids:
125         segment_pixels = metrics_data[segments == id]
126         object_features = segment_features(segment_pixels)
127         objects.append(object_features)
128         object_ids.append(id)
129
130     # Add Drainage Density and Elongation to attribute table
131     objects = np.transpose(objects).tolist()
132     objects.append(DD)
133     objects.append(FF)
134     objects = np.transpose(objects)
135
136     # Normalize all metrics
137     objects_normalized = objects.copy()
138     objects_normalized = np.transpose(objects_normalized)
139     for i in range(len(objects_normalized)):
140         objects_normalized[i] = (objects_normalized[i] - np.amin(objects_normalized[i])) /
141             (np.amax(objects_normalized[i]) - np.amin(objects_normalized[i]))
142     objects_normalized = np.transpose(objects_normalized)
143
144     # Print Result
145     print('Created', len(objects_normalized), 'objects with', len(objects_normalized[0]), 'variables')
146
147     #####
148
149     # Fuzzy C-Means (FCM) Clustering

```

```

150
151 nCluster_list = [2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20]
152 cntr_list = []
153 u_list = []
154 d_list = []
155 p_list = []
156 fpc_list = []
157
158 # Trial and Error for best nCluster (that maximize fpc)
159 for n in nCluster_list:
160
161     # FCM clustering
162     cntr, u, u0, d, jm, p, fpc = fuzz.cluster.cmeans(objects_normalized.transpose(), n, 2
163                                                     , error=0.005, maxiter=1000, init=None)
164
165     # Store values
166     cntr_list.append(cntr)
167     u_list.append(u)
168     d_list.append(d)
169     p_list.append(p)
170     fpc_list.append(fpc)
171
172 print('Optimal number of clusters is', nCluster_list[fpc_list.index(max(fpc_list))], 'with FPC of',
173 max(fpc_list))
174
175 plt.figure(figsize=(10,7))
176 plt.plot(nCluster_list, fpc_list, '.', label='FPC')
177 plt.xticks(np.arange(min(nCluster_list), max(nCluster_list)+1, 1.0))
178
179 plt.title("Fuzzy Partition Coefficient (FPC) for different numbers of clusters (1985-1989)")
180 plt.ylabel("$FPC$")
181 plt.xlabel("Number of clusters")
182 plt.savefig('FPCs_1985_1989.png')
183
184 #print('Clusters centers :', cntr_list[fpc_list.index(max(fpc_list))])
185 #print('Cluster membership matrix :')
186 #print(u_list[fpc_list.index(max(fpc_list))])
187 #print('Euclidian Distance Matrix :', d_list[fpc_list.index(max(fpc_list))])
188 print('Number of iterations :', p_list[fpc_list.index(max(fpc_list))])
189
190 member_mat = np.transpose(u_list[fpc_list.index(max(fpc_list))])

```

```

191
192 ws_clusters = [1]
193 for i in range(1, len(segments_ids)):
194     if member_mat[i].argmax() == member_mat[0].argmax():
195         cluster_value = 1
196     else:
197         cluster_value = 2
198     ws_clusters.append(cluster_value)
199
200 clusters = segments
201 for id in segments_ids:
202     clusters[clusters == id] = ws_clusters[id]
203
204 #####
205
206 # Add ID, Membership Coefficient and Cluster to attribute table
207
208 attribute_table = objects.copy()
209 attribute_table = np.transpose(attribute_table).tolist()
210 attribute_table.insert(0, segments_ids)
211
212 if member_mat[0,0] > member_mat[0,1]:
213     attribute_table.append(member_mat[:, 0].tolist())
214     attribute_table.append(member_mat[:, 1].tolist())
215 else:
216     attribute_table.append(member_mat[:, 1].tolist())
217     attribute_table.append(member_mat[:, 0].tolist())
218
219 attribute_table.append(ws_clusters)
220 attribute_table = np.transpose(attribute_table)
221
222 # Save Attribute Table in CSV
223 attribute_table_fn = 'Clustering_attribute_table_1985_1989.csv'
224
225 with open(attribute_table_fn, mode='w', newline='') as at_file:
226     at_writer = csv.writer(at_file, delimiter=',', quotechar='"', quoting=csv.QUOTE_ALL)
227     at_writer.writerow(["ID", "Elev_mean", "Slope_mean", "NDVI_mean", "NDVI_veg_cover", "NDMI_mean"
228                        , "NDWI_water_cover", "SurfDep_no_ice", "SurfDep_ice", "Drain_Den", "Form_Fact"
229                        , "Membership1", "Membership2", "Cluster"])
230     at_writer.writerows(attribute_table)

```

Annexe C : Code pour la production d'une analyse de tendances spectrales de la couverture terrestre (*Tasseled Cap trend analysis*)

Langage : JavaScript

Environnement : Éditeur de code en ligne de la plateforme *Google Earth Engine*

Code :

```
1 // Variables import :
2 // GRW watershed delineation (AOI)
3 // + Landsat TM, ETM+ and OLI image collections
4 var AOI = ee.FeatureCollection("users/eliotsicaud/Watershed_Polygon"),
5     tmCol = ee.ImageCollection("LANDSAT/LT05/C02/T1_L2"),
6     etmCol = ee.ImageCollection("LANDSAT/LE07/C02/T1_L2"),
7     oliCol = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C02/T1_L2"),
8
9 // Harmonization coefficients
10 var coefficients = {
11   itcps: ee.Image.constant([0.0003, 0.0088, 0.0061, 0.0412, 0.0254, 0.0172])
12     .multiply(10000),
13   slopes: ee.Image.constant([0.8474, 0.8483, 0.9047, 0.8462, 0.8937, 0.9071])
14 };
15
16 // Define function to get and rename bands of interest from OLI.
17 function renameOli(img) {
18   return img.select(
19     ['SR_B2', 'SR_B3', 'SR_B4', 'SR_B5', 'SR_B6', 'SR_B7', 'QA_PIXEL'],
20     ['Blue', 'Green', 'Red', 'NIR', 'SWIR1', 'SWIR2', 'QA_PIXEL']);
21 }
22
23 // Define function to get and rename bands of interest from ETM+.
24 function renameEtm(img) {
25   return img.select(
26     ['SR_B1', 'SR_B2', 'SR_B3', 'SR_B4', 'SR_B5', 'SR_B7', 'QA_PIXEL'],
27     ['Blue', 'Green', 'Red', 'NIR', 'SWIR1', 'SWIR2', 'QA_PIXEL']);
28 }
29
30 // Define function to create cloud mask
31 function fmask(img) {
32   var cloudBitMask = 1 << 3;
33   var cloudShadowBitMask = 1 << 4;
34   var qa = img.select('QA_PIXEL');
35   var mask = qa.bitwiseAnd(cloudBitMask).eq(0)
36     .and(qa.bitwiseAnd(cloudShadowBitMask).eq(0));
37   return img.updateMask(mask);
38 }
39
```

```

40 // Define function for Linear Transformation from ETM+ to OLI
41 function etmToOli(img) {
42   return img.select(['Blue', 'Green', 'Red', 'NIR', 'SWIR1', 'SWIR2'])
43     .multiply(coefficients.slopes)
44     .add(coefficients.itcps)
45     .addBands(img.select('QA_PIXEL'));
46 }
47
48 // Define function for Tasseled Cap Transformation
49 function calculateTasseledCap(img){
50   var b = img.select('Blue', 'Green', 'Red', 'NIR', 'SWIR1', 'SWIR2');
51   //Coefficients are only for Landsat 8 SR
52   var brightness_coefficients= ee.Image([0.3029, 0.2786, 0.4733, 0.5599,
53 0.508, 0.1872]);
54   var greenness_coefficients= ee.Image([-0.2941, -0.243, -0.5424, 0.7276,
55 0.0713, -0.1608]);
56   var wetness_coefficients= ee.Image([0.1511, 0.1973, 0.3283, 0.3407, -0.7117,
57 -0.4559]);
58   var sr = 0.0001;
59
60   var brightness = img.expression(
61     '(B * BRIGHTNESS * a)',
62     {
63       'B':b,
64       'BRIGHTNESS': brightness_coefficients,
65       'a': sr
66     }
67   );
68   var greenness = img.expression(
69     '(B * GREENNESS * a)',
70     {
71       'B':b,
72       'GREENNESS': greenness_coefficients,
73       'a': sr
74     }
75   );
76   var wetness = img.expression(
77     '(B * WETNESS * a)',
78     {
79       'B':b,
80       'WETNESS': wetness_coefficients,
81       'a': sr
82     }
83   );
84
85   brightness = brightness.reduce(ee.call("Reducer.sum"));
86   greenness = greenness.reduce(ee.call("Reducer.sum"));
87   wetness = wetness.reduce(ee.call("Reducer.sum"));
88
89   var tasseled_cap = ee.Image(brightness).addBands(greenness)
90     .addBands(wetness)
91
92   .rename(['brightness', 'greenness', 'wetness']);
93   return tasseled_cap;
94 }
95
96 // Combine all functions

```



```

97 // Define function to prepare OLI images.
98 function prepOli(img) {
99   var orig = img;
100   img = renameOli(img);
101   img = fmask(img);
102   img = calculateTasseledCap(img);
103   return ee.Image(img.copyProperties(orig, orig.propertyNames()));
104 }
105
106 // Define function to prepare ETM+ images.
107 function prepEtm(img) {
108   var orig = img;
109   img = renameEtm(img);
110   img = fmask(img);
111   img = etmToOli(img);
112   img = calculateTasseledCap(img);
113   return ee.Image(img.copyProperties(orig, orig.propertyNames()));
114 }
115
116 // Filters
117 var colFilter = ee.Filter.and(
118   ee.Filter.bounds(AOI),
119   ee.Filter.calendarRange(7, 8, 'month'),
120   ee.Filter.calendarRange(1985, 2019, 'year'),
121   ee.Filter.lt('CLOUD_COVER', 70)
122 );
123
124 // Filter collections and prepare them for merging.
125 oliCol = oliCol.filter(colFilter).map(prepareOli);
126 etmCol = etmCol.filter(colFilter).map(prepareEtm);
127 tmCol = tmCol.filter(colFilter).map(prepareEtm);
128
129 // Merge the collections.
130 var col_not_filtered = oliCol.merge(etmCol).merge(tmCol);
131
132 // Define function that calculates mean +/- n std for each band and pixel
133 function calculate_std_diff(imageCollection, n_std) {
134   var band_names = imageCollection.first().bandNames();
135   var collection_mean = imageCollection.reduce(ee.Reducer.mean())
136     .rename(band_names);
137   var collection_std = imageCollection.reduce(ee.Reducer.stdDev())
138     .rename(band_names)
139     .multiply(ee.Image.constant(n_std));
140
141   var lower = collection_mean.subtract(collection_std);
142   var upper = collection_mean.add(collection_std);
143   return [lower, upper];
144 }
145
146 // Define function that masks all pixels outside the lower and upper boundary
147 limits
148 function update_mask_by_std(image, lower_limits, upper_limits,
149 band_selection) {
150   var updated_mask = image.lt(upper_limits)
151     .and(image.gt(lower_limits))
152     .select(band_selection)
153     .reduce(ee.Reducer.min());

```

```

154     var final_mask = image.mask().multiply(updated_mask);
155     return image.updateMask(final_mask);
156 }
157
158 // Apply std filtering functions
159 var std_diff = calculate_std_diff(col_not_filtered, 3);
160 var lower = std_diff[0];
161 var upper = std_diff[1];
162 function func_gsi(image) {
163     return update_mask_by_std(image, lower, upper,
164     ['brightness', 'greenness', 'wetness']);
165 }
166 var col = col_not_filtered.map(func_gsi);
167
168 ///////////////////////////////////////////////////
169 var col = col.map(function(img) {
170     return img.set('year', img.date().get('year'));
171 });
172
173 var distinctYearCol = col.distinct('year');
174
175 var filter = ee.Filter.equals({leftField: 'year', rightField: 'year'});
176 var join = ee.Join.saveAll('year_matches');
177
178 var joinCol = ee.ImageCollection(join.apply(distinctYearCol, col, filter));
179
180 // Apply median reduction among matching year collections.
181 var colYearly = joinCol.map(function(img) {
182     var yearCol = ee.ImageCollection.fromImages(img.get('year_matches'));
183     return yearCol.reduce(ee.Reducer.median())
184         .set('system:time_start', img.date().update({month: 8, day:
185 1}).millis())
186         .rename(['brightness', 'greenness', 'wetness']);
187 });
188
189 ///////////////////////////////////////////////////
190
191 // Calculate Non-Parametric Regression
192 // Join collection to itself
193 var afterFilter = ee.Filter.lessThan({
194     leftField: 'system:time_start',
195     rightField: 'system:time_start'
196 });
197
198 var joined = ee.ImageCollection(ee.Join.saveAll('after').apply({
199     primary: colYearly,
200     secondary: colYearly,
201     condition: afterFilter
202 }));
203
204 // Sen's slope
205 function slope(i, j) { // i and j are images
206     return ee.Image(j).subtract(i)
207         .divide(ee.Image(j).date().difference(ee.Image(i).date(), 'year'))
208         .float();
209 }
210

```


Annexe D : Code pour la production du test de significativité de Mann-Kendall pour l'analyse de tendances spectrales de la couverture terrestre (*Tasseled Cap trend analysis*)

Langage : JavaScript

Environnement : Éditeur de code en ligne de la plateforme *Google Earth Engine*

Code :

```
1 // Variables import :
2 // GRW watershed delineation (AOI)
3 // + Landsat TM, ETM+ and OLI image collections
4 // + Computed TCtrends raster without significance testing
5 var AOI = ee.FeatureCollection("users/eliotsicaud/Watershed_Polygon"),
6     tmCol = ee.ImageCollection("LANDSAT/LT05/C02/T1_L2"),
7     etmCol = ee.ImageCollection("LANDSAT/LE07/C02/T1_L2"),
8     oliCol = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C02/T1_L2"),
9     TC =
10 ee.Image("users/eliotsicaud/TasseledCapTrends_NoSignificanceTesting");
11
12 // Harmonization coefficients
13 var coefficients = {
14   itcps: ee.Image.constant([0.0003, 0.0088, 0.0061, 0.0412, 0.0254, 0.0172])
15     .multiply(10000),
16   slopes: ee.Image.constant([0.8474, 0.8483, 0.9047, 0.8462, 0.8937, 0.9071])
17 };
18
19 // Define function to get and rename bands of interest from OLI.
20 function renameOli(img) {
21   return img.select(
22     ['SR_B2', 'SR_B3', 'SR_B4', 'SR_B5', 'SR_B6', 'SR_B7', 'QA_PIXEL'],
23     ['Blue', 'Green', 'Red', 'NIR', 'SWIR1', 'SWIR2', 'QA_PIXEL']);
24 }
25
26 // Define function to get and rename bands of interest from ETM+.
27 function renameEtm(img) {
28   return img.select(
29     ['SR_B1', 'SR_B2', 'SR_B3', 'SR_B4', 'SR_B5', 'SR_B7', 'QA_PIXEL'],
30     ['Blue', 'Green', 'Red', 'NIR', 'SWIR1', 'SWIR2', 'QA_PIXEL']);
31 }
32
33 // Define function to create cloud mask
34 function fmask(img) {
35   var cloudBitMask = 1 << 3;
36   var cloudShadowBitMask = 1 << 4;
37   var qa = img.select('QA_PIXEL');
38   var mask = qa.bitwiseAnd(cloudBitMask).eq(0)
39     .and(qa.bitwiseAnd(cloudShadowBitMask).eq(0));
```

```

40     return img.updateMask(mask);
41 }
42
43 // Define function for Linear Transformation from ETM+ to OLI
44 function etmToOli(img) {
45     return img.select(['Blue', 'Green', 'Red', 'NIR', 'SWIR1', 'SWIR2'])
46         .multiply(coefficients.slopes)
47         .add(coefficients.itcps)
48         .addBands(img.select('QA_PIXEL'));
49 }
50
51 // Define function for Tasseled Cap Transformation
52 function calculateTasseledCap(img){
53     var b = img.select('Blue', 'Green', 'Red', 'NIR', 'SWIR1', 'SWIR2');
54     //Coefficients are only for Landsat 8 SR
55     var brightness_coefficients= ee.Image([0.3029, 0.2786, 0.4733, 0.5599,
56     0.508, 0.1872]);
57     var greenness_coefficients= ee.Image([-0.2941, -0.243, -0.5424, 0.7276,
58     0.0713, -0.1608]);
59     var wetness_coefficients= ee.Image([0.1511, 0.1973, 0.3283, 0.3407, -0.7117,
60     -0.4559]);
61     var sr = 0.0001;
62
63     var brightness = img.expression(
64         '(B * BRIGHTNESS * a)',
65         {
66             'B':b,
67             'BRIGHTNESS': brightness_coefficients,
68             'a': sr
69         }
70     );
71     var greenness = img.expression(
72         '(B * GREENNESS * a)',
73         {
74             'B':b,
75             'GREENNESS': greenness_coefficients,
76             'a': sr
77         }
78     );
79     var wetness = img.expression(
80         '(B * WETNESS * a)',
81         {
82             'B':b,
83             'WETNESS': wetness_coefficients,
84             'a': sr
85         }
86     );
87
88     brightness = brightness.reduce(ee.call("Reducer.sum"));
89     greenness = greenness.reduce(ee.call("Reducer.sum"));
90     wetness = wetness.reduce(ee.call("Reducer.sum"));
91
92     var tasseled_cap = ee.Image(brightness).addBands(greenness)
93         .addBands(wetness)
94
95     .rename(['brightness', 'greenness', 'wetness']);
96     return tasseled_cap;

```

```

97 }
98
99 // Combine all functions
100 // Define function to prepare OLI images.
101 function prepOli(img) {
102     var orig = img;
103     img = renameOli(img);
104     img = fmask(img);
105     img = calculateTasseledCap(img);
106     return ee.Image(img.copyProperties(orig, orig.propertyNames()));
107 }
108
109 // Define function to prepare ETM+ images.
110 function prepEtm(img) {
111     var orig = img;
112     img = renameEtm(img);
113     img = fmask(img);
114     img = etmToOli(img);
115     img = calculateTasseledCap(img);
116     return ee.Image(img.copyProperties(orig, orig.propertyNames()));
117 }
118
119 // Filters
120 var colFilter = ee.Filter.and(
121     ee.Filter.bounds(AOI),
122     ee.Filter.calendarRange(7, 8, 'month'),
123     ee.Filter.calendarRange(1985, 2019, 'year'),
124     ee.Filter.lt('CLOUD_COVER', 70)
125 );
126
127 // Filter collections and prepare them for merging.
128 oliCol = oliCol.filter(colFilter).map(prepareOli);
129 etmCol = etmCol.filter(colFilter).map(prepareEtm);
130 tmCol = tmCol.filter(colFilter).map(prepareEtm);
131
132 // Merge the collections.
133 var col_not_filtered = oliCol.merge(etmCol).merge(tmCol);
134 //Map.addLayer(col, rgbViz, 'collection');
135
136 // Define function that calculates mean +/- n std for each band and pixel
137 function calculate_std_diff(imageCollection, n_std) {
138     var band_names = imageCollection.first().bandNames();
139     var collection_mean = imageCollection.reduce(ee.Reducer.mean())
140         .rename(band_names);
141     var collection_std = imageCollection.reduce(ee.Reducer.stdDev())
142         .rename(band_names)
143         .multiply(ee.Image.constant(n_std));
144
145     var lower = collection_mean.subtract(collection_std);
146     var upper = collection_mean.add(collection_std);
147     return [lower, upper];
148 }
149
150 // Define function that masks all pixels outside the lower and upper boundary
151 // limits
152 function update_mask_by_std(image, lower_limits, upper_limits,
153 band_selection) {

```

```

154     var updated_mask = image.lt(upper_limits)
155                             .and(image.gt(lower_limits))
156                             .select(band_selection)
157                             .reduce(ee.Reducer.min());
158     var final_mask = image.mask().multiply(updated_mask);
159     return image.updateMask(final_mask);
160 }
161
162 //Apply std filtering functions
163 var std_diff = calculate_std_diff(col_not_filtered, 3);
164 var lower = std_diff[0];
165 var upper = std_diff[1];
166 function func_gsi(image){
167     return update_mask_by_std(image, lower, upper,
168 ['brightness', 'greenness', 'wetness']);
169 }
170 var col = col_not_filtered.map(func_gsi).select('brightness');
171
172 ///////////////////////////////////////////////////
173
174 var col = col.map(function(img) {
175     return img.set('year', img.date().get('year'));
176 });
177
178 var distinctYearCol = col.distinct('year');
179
180 var filter = ee.Filter.equals({leftField: 'year', rightField: 'year'});
181 var join = ee.Join.saveAll('year_matches');
182
183 var joinCol = ee.ImageCollection(join.apply(distinctYearCol, col, filter));
184
185 // Apply median reduction among matching year collections.
186 var colYearly = joinCol.map(function(img) {
187     var yearCol = ee.ImageCollection.fromImages(img.get('year_matches'));
188     return yearCol.reduce(ee.Reducer.median())
189         .set('system:time_start', img.date().update({month: 8, day:
190 1})).millis());
191     //.rename(['brightness', 'greenness', 'wetness']);
192 });
193
194 ///////////////////////////////////////////////////
195
196 // Calculate Non-Parametric Regression
197 // Join collection to itself
198 var afterFilter = ee.Filter.lessThan({
199     leftField: 'system:time_start',
200     rightField: 'system:time_start'
201 });
202
203 var joined = ee.ImageCollection(ee.Join.saveAll('after').apply({
204     primary: colYearly,
205     secondary: colYearly,
206     condition: afterFilter
207 }));
208
209 // Mann-Kendall trend test
210 var sign = function(i, j) { // i and j are images

```



```

211     return ee.Image(j).neq(i) // Zero case
212         .multiply(ee.Image(j).subtract(i).clamp(-1, 1)).int());
213 };
214
215 var kendall = ee.ImageCollection(joined.map(function(current) {
216     var afterCollection = ee.ImageCollection.fromImages(current.get('after'));
217     return afterCollection.map(function(image) {
218         // The unmask is to prevent accumulation of masked pixels that
219         // result from the undefined case of when either current or image
220         // is masked. It won't affect the sum, since it's unmasked to zero.
221         return ee.Image(sign(current, image)).unmask(0);
222     });
223     // Set parallelScale to avoid User memory limit exceeded.
224 }).flatten()).reduce('sum', 2);
225
226 // Values that are in a group (ties). Set all else to zero.
227 var groups = colYearly.map(function(i) {
228     var matches = colYearly.map(function(j) {
229         return i.eq(j); // i and j are images.
230     }).sum();
231     return i.multiply(matches.gt(1));
232 });
233
234 // Mann-Kendal variance
235 // Compute tie group sizes in a sequence. The first group is discarded.
236 var group = function(array) {
237     var length = array.arrayLength(0);
238     // Array of indices. These are 1-indexed.
239     var indices = ee.Image([1])
240         .arrayRepeat(0, length)
241         .arrayAccum(0, ee.Reducer.sum())
242         .toArray(1);
243     var sorted = array.arraySort();
244     var left = sorted.arraySlice(0, 1);
245     var right = sorted.arraySlice(0, 0, -1);
246     // Indices of the end of runs.
247     var mask = left.neq(right)
248     // Always keep the last index, the end of the sequence.
249     .arrayCat(ee.Image(ee.Array([[1]])), 0);
250     var runIndices = indices.arrayMask(mask);
251     // Subtract the indices to get run lengths.
252     var groupSizes = runIndices.arraySlice(0, 1)
253         .subtract(runIndices.arraySlice(0, 0, -1));
254     return groupSizes;
255 };
256
257 // See equation 2.6 in Sen (1968).
258 var factors = function(image) {
259     return image.expression('b() * (b() - 1) * (b() * 2 + 5)');
260 };
261
262
263 // Variance for Brightness
264 var countB = joined.select('brightness').count();
265
266 var groupsB = groups.select('brightness');
267 var groupSizesB = group(groupsB.toArray());

```

```

268 var groupFactorsB = factors(groupSizesB);
269 var groupFactorSumB = groupFactorsB.arrayReduce('sum', [0])
270     .arrayGet([0, 0]);
271
272 var kendallVarianceB = factors(countB)
273     .subtract(groupFactorSumB)
274     .divide(18)
275     .float();
276
277 // Variance for Greenness
278 var countG = joined.select('greenness').count();
279
280 var groupsG = groups.select('greenness');
281 var groupSizesG = group(groupsG.toArray());
282 var groupFactorsG = factors(groupSizesG);
283 var groupFactorSumG = groupFactorsG.arrayReduce('sum', [0])
284     .arrayGet([0, 0]);
285
286 var kendallVarianceG = factors(countG)
287     .subtract(groupFactorSumG)
288     .divide(18)
289     .float();
290
291 // Variance for Wetness
292 var countW = joined.select('wetness').count();
293
294 var groupsW = groups.select('wetness');
295 var groupSizesW = group(groupsW.toArray());
296 var groupFactorsW = factors(groupSizesW);
297 var groupFactorSumW = groupFactorsW.arrayReduce('sum', [0])
298     .arrayGet([0, 0]);
299
300 var kendallVarianceW = factors(countW)
301     .subtract(groupFactorSumW)
302     .divide(18)
303     .float();
304
305 //Merge all variances into a single Image
306 var kendallVariance =
307     kendallVarianceB.addBands(kendallVarianceG).addBands(kendallVarianceW);
308
309 // Compute Z-statistics.
310 var zero = kendall.multiply(kendall.eq(0));
311 var pos = kendall.multiply(kendall.gt(0)).subtract(1);
312 var neg = kendall.multiply(kendall.lt(0)).add(1);
313
314 var z = zero
315     .add(pos.divide(kendallVariance.sqrt()))
316     .add(neg.divide(kendallVariance.sqrt()));
317
318 //
319 https://en.wikipedia.org/wiki/Error\_function#Cumulative\_distribution\_function
320 function eeCdf(z) {
321     return ee.Image(0.5)
322
323     .multiply(ee.Image(1).add(ee.Image(z).divide(ee.Image(2).sqrt()).erf()));
324 }

```

```

325
326 function invCdf(p) {
327     return ee.Image(2).sqrt()
328         .multiply(ee.Image(p).multiply(2).subtract(1).erfInv());
329 }
330
331 // Compute P-values.
332 var p = ee.Image(1).subtract(eeCdf(z.abs()))
333     .rename(['brightness', 'greenness', 'wetness'])
334     .clip(AOI);
335 Map.addLayer(p, {min: 0, max: 1}, 'p');
336
337 // Set non-significant pixels (p-value smaller than or equal to 0.025) to 0
338 var pmask = p.lte(0.025);
339 var TC_Trends = TC.multiply(ee.Image(0).add(pmask))
340     .rename(['brightness', 'greenness', 'wetness']);
341
342 ////////////////////////////////////////////////////
343 //Export images to Google Drive.
344 Export.image.toDrive({
345     image: TC_Trends,
346     description: 'TCTrends_significant',
347     fileNamePrefix: 'TCTrends_significant',
348     dimensions: '6816x15843',
349     region: AOI,
350     crs: 'EPSG:32620',
351     maxPixels: 1e12,
352     fileFormat: 'GeoTIFF'
353 });

```