



**UNIVERSITÉ
DE GENÈVE**

Faculté des sciences de la société
Certificat complémentaire en géomatique

Estimation de l'évolution et de la répartition des émissions lumineuses en Suisse.

Une approche statistique par traitement d'images satellitaires DMSP-OLS et NPP-VIIRS selon les niveaux géographiques de la Suisse

Haenni Julien

Sous la direction de H. Dao

Jury : G. Giuliani



© Patrick Güller - Plaine-Morte, Valais, Suisse.



Table des matières

0. Résumé et acronymes	2	Annexe 6 : résumé de l'analyse descriptive du taux de croissance	38
1. Introduction	3	Annexe 7 : résumé de l'analyse descriptive SOLc	39
2. Notion de pollution lumineuse	5	Annexe 8 : homogénéité des variances – résultats pour le tc40	
3. Hypothèses de travail.....	7	Annexe 9 : homogénéité des variances – résultats pour SOLc	41
4. Présentation des données	8	Annexe 10 : exemple de code R – statistique comparative avec des tests non paramétriques.....	42
5. Méthodologie.....	9	Annexe 11 : Analyse comparative par les boxplots.....	43
I. Collecte des données sous Arcgis.....	9	Annexe 12 : analyse comparative – résultats pour le tc.....	45
a. Prétraitements	9	Annexe 13 : analyse comparative – résultats pour SOLc.....	52
<i>Découpage</i>	9	Annexe 14 : extraction de la somme des valeurs des pixels des images satellitaires NPP-VIIRS avec un script python ...	59
<i>Inter-calibration des images DMSP-OLS</i>	9	Annexe 15 : inter-calibration et extraction de la somme des valeurs des pixels des images satellitaires DMSP-OLS avec un script python	60
<i>Vérification des résultats</i>	9		
<i>Comparaison des méthodes</i>	9		
<i>Calcul d'une composite annuelle NPP-VIIRS (moyenne)</i>	10		
b. Projection équivalente	10		
c. Extraction et agrégation des valeurs des pixels par communes.....	10		
II. Création d'une base de données sous Excel	11		
III. Analyse exploratoire des données sous R	11		
a. Généralité des tests et traitements effectués	12		
<i>Seuil de rejet α</i>	12		
<i>Hypothèse de normalité de la distribution</i>	12		
<i>Hypothèse de l'homogénéité des variances</i>	12		
<i>Influence et traitement des outliers</i>	12		
b. Analyse exploratoire des taux de croissance	13		
<i>Communes</i>	13		
<i>Cantons</i>	14		
<i>Régions linguistiques</i>	14		
<i>Aires métropolitaines</i>	15		
<i>Urbain – rural</i>	15		
<i>Communes incluant une ville de grande, moyenne et petite taille</i>	16		
<i>Gradient centre-périphérie</i>	17		
c. Analyse Exploratoire des SOLc.....	18		
<i>Communes</i>	18		
<i>Cantons</i>	19		
<i>Régions linguistiques</i>	19		
<i>Aires métropolitaines</i>	20		
<i>Urbain – rural</i>	20		
<i>Communes incluant une ville de grande, moyenne et petite taille</i>	21		
<i>Gradient centre-périphérie</i>	21		
IV. Analyse comparative sous R	22		
6. Présentation et discussion des résultats.....	24		
<i>Un accroissement global mais différencié</i>	27		
<i>Des différences marquées entre les grandes entités</i>	28		
<i>Une faible différence entre les villes de tailles différentes</i>	29		
<i>Un rattrapage des communes rurales</i>	29		
<i>Une intensification des émissions lumineuses à la périphérie</i> ..	30		
7. Faiblesses de l'étude et perspectives	31		
8. Conclusion	32		
9. Références bibliographiques.....	33		
10. Annexes	34		
Annexe 1 : contrôle de l'inter-calibration des images DMSP-OLS	34		
Annexe 2 : les différents niveaux de la Suisse	35		
Annexe 3 : exemple de code R – analyse descriptive pour l'ensemble des communes	36		
Annexe 4 : exemple de code R – analyse descriptive par sous-groupes.....	36		
Annexe 5 : répartition des outliers selon les communes suisses	37		

Tables des illustrations

Figure 1 : La nuit, une source d'inspiration pour de nombreux artistes. Vincent van Gogh – La nuit étoilée sources : https://fr.wikipedia.org/wiki/La_Nuit_%C3%A9toil%C3%A9e	3	Figure 27 : Evolution de la somme des valeurs des pixels selon les niveaux géographiques de la Suisse.....	25
Figure 2 : Propagation de la lumière jusqu'au capteur du satellite. Sources : Cao et Bai (2014, p. 1191).....	5	Figure 28 : carte de la répartition des émissions lumineuses en Suisse.....	26
Figure 3: longueur d'onde pour quelques dispositifs et largeur spectrale du canal DNB-VIIRS. Sources : Cao et Bai (2014, p. 1191)	6	Figure 29 : carte de la répartition des émissions lumineuses par communes suisses.....	26
Figure 4 : traitements effectués pour extraire la somme des valeurs des pixels par communes.....	9	Figure 30 : Lien entre le taux de croissance et les émissions lumineuses, nuage de points et corrélation.....	27
Figure 5 : NDI selon les méthodes d'intercalibration - utile à la vérification.....	10	Figure 31 : évolution et répartition médianes des émissions lumineuses par régions linguistiques.....	28
Figure 6 : lien entre le PIB en \$ constant de 2005 et la somme des valeurs des pixels (SOL).....	10	Figure 32 : évolution et répartition médianes des émissions lumineuses par cantons suisses.....	26
Figure 7: résumé des traitements effectués lors d'une analyse exploratoire des données.....	11	Figure 33 : évolution et répartition des émissions lumineuses par aires métropolitaines suisses.....	27
Figure 8 : histogramme et boxplot du taux de croissance par communes suisses. Une distribution fortement asymétrique.....	13	Figure 34 : évolution et répartition médianes des émissions lumineuses des communes suisses incluant une ville selon leur taille.....	28
Figure 9 : histogramme et boxplot du taux de croissance par communes suisses en logarithme. Une courbe proche d'une distribution normale avec une minimisation des outliers.....	13	Figure 35 : évolution et répartition médianes des émissions lumineuses selon les communes urbaines et rurales.....	27
Figure 10 : qqplot du taux de croissance par communes en log. Les points ne s'alignant pas le long de la droite théorique d'une distribution normale, la distribution des taux de croissance en log ne suit pas une loi normale.....	14	Figure 36 : évolution et répartition médianes des émissions lumineuses selon un gradient centre-périphérie.....	30
Figure 11 : histogrammes et qqplots du taux de croissance (tc) par régions linguistiques en log. Un éloignement général de la droite de la normalité théorique.....	14		
Figure 12 : histogrammes et qqplots du taux de croissance par aires métropolitaines. Des distributions bien éloignées d'une loi normale.....	15		
Figure 13 : histogrammes et qqplots du taux de croissance par communes urbaines et rurales en log. Des courbes en S vers les extrémités.....	16		
Figure 14 : histogrammes et qqplots du taux de croissance selon la taille des communes incluant une ville en log. Une interprétation difficile de la normalité.....	16		
Figure 15 : histogrammes et qqplots du taux de croissance selon un gradient centre-périphérie. Une symétrie, une courbe en cloche et une relative droite laissant présager une distribution normale pour les communes périurbaines.....	17		
Figure 16 : histogramme et boxplot des SOLc par communes suisses. Une distribution fortement asymétrique, un pic vers la moyenne et une influence des outliers.....	18		
Figure 17 : histogramme et boxplot après transformation en logarithme des SOLc par communes. Une réduction de l'asymétrie et des outliers, un rapprochement d'une courbe en cloche et d'une distribution quasi normale.....	18		
Figure 18 : qqplot SOLc par communes en log. Un éloignement dans les extrêmes.....	18		
Figure 19 : histogrammes et qqplots des SOLc par régions linguistiques en logarithme. Présence de courbes en S.....	19		
Figure 20 : histogrammes et qqplots des SOLc selon les aires métropolitaines en logarithme. Des difficultés pour interpréter la distribution du Ticino-Urbano.....	20		
Figure 21 : histogrammes et qqplots des SOLc selon le caractère urbain ou rural des communes. La présence de courbes en s démontre la non-normalité des distributions.....	20		
Figure 22 : histogrammes et qqplots des SOLc selon la taille des communes incluant une ville. Le manque d'observations rend difficile une confirmation des résultats du test de Shapiro-Wilk pour les grandes et moyennes villes.....	21		
Figure 23 : histogrammes et qqplots des SOLc selon un gradient centre-périphérie. L'alignement des points sur la droite et les courbes en cloche témoignent d'une distribution normale pour les communes suburbaines et périurbaines.....	21		
Figure 24 : schéma récapitulatif de l'analyse comparative des données.....	22		
Figure 25 : carte des taux de croissance des émissions lumineuses en Suisse.....	24		
Figure 26 : carte des taux de croissance des émissions lumineuses par communes suisses.....	24		

0. Résumé et acronymes

Permettre la pratique de la ville la nuit, tel est l'un des rôles de l'éclairage public. Autrefois de simples torches, puis des lampes à gaz, l'éclairage public n'a cessé d'évoluer à travers les siècles. Mais cette augmentation de l'éclairage artificiel, due en partie à l'étalement urbain, se double de l'apparition de nuisances pour les individus, la faune et la flore. Dès lors, il est nécessaire de quantifier les émissions lumineuses en Suisse pour évaluer toute l'ampleur de la pollution lumineuse. Ainsi, l'estimation de l'évolution des émissions lumineuses en Suisse depuis les années 90 et sa distribution actuelle représentent les deux objectifs majeurs de cette étude. Le travail a consisté à extraire d'après les communes suisses les valeurs annuelles des pixels des images satellitaires DMSP-OLS et NPP-VIIRS, puis à analyser statistiquement les données extraites en fonction des différents niveaux géographiques de la Suisse.

Par cette approche, il a été possible de mettre en exergue un taux de croissance des émissions lumineuses de [1992-1995] à [2007-2010] plus important dans les communes rurales et périurbaines, témoignant par conséquent d'un accroissement et d'un rattrapage des émissions lumineuses dans les périphéries de la Suisse.

Au contraire, la répartition des émissions lumineuses s'exprime en Suisse par un gradient centre-périphérie, les centres et l'urbain connaissent en général des valeurs plus élevées que le périurbain ou le rural. Les hautes densités des centres s'accompagnent donc d'une émission lumineuse importante.

En outre, des différences significatives ont été constatées dans l'évolution et la répartition des émissions lumineuses entre certaines unités administratives et régionales (Cantons, aires métropolitaines, régions linguistiques) tout comme une absence de tendances en fonction du nombre d'habitants de ces entités. Cependant, la faible résolution spatiale des images satellitaires couplée à d'autres facteurs (bande spectrale des capteurs, heure de passage des satellites peu optimale, l'inter-calibration et la saturation des

images DMSP-OLS, le manque de connaissances théoriques sur la propagation des ondes nocturnes) rendraient imprudent toute association directe des résultats avec un phénomène aussi complexe que la pollution lumineuse. Néanmoins, elle illustre le besoin impérieux de repenser l'éclairage public en Suisse, car les émissions lumineuses ont quasi doublé entre 1992 et 2010.

Acronymes

DMSP : Defense Meteorological Satellite Program

NDI : Normalized Difference Index (Wu et al., 2013, p. 7361)

NOAA : National Oceanic and Atmospheric Administration

NPP : National Polar-orbiting Partnership

OFEFP : Office fédéral de l'environnement, des forêts et du paysage (fusionné avec l'OFEG en 2006)

OFS : Office fédéral de la statistique

OLS : Operational Linescan System

SOLc : Somme des lumières corrigée par la surface en hectare. Exemple : somme de la valeur des pixels pour une commune i et divisée par la surface en hectare de la commune i .

Tc : taux de croissance mesuré à partir des périodes 1992-1995 et 2007-2010

VIIRS : Visible/Infrared Imager Radiometer Suite

1. Introduction

Évoquant le déclin dans « *soleils couchants* » de Victor Hugo, la rêverie, le merveilleux ou le mystère pour les poètes romantiques, la nuit se pare de symboliques innombrables évoluant au gré des mouvements artistiques. Thème important de la littérature et de la peinture (figure 1), la nuit possède le pouvoir d'éveiller l'imaginaire, la pensée ou la méditation. « *Les yeux infinis que la nuit ouvre en nous paraissent plus célestes que ces étoiles scintillantes, et leur regard porte plus loin, par-delà les cohortes du firmament* » (Novalis, 1990, cité dans Mathieu, 2015, p. 132).

Ainsi, la nuit aux formes floues et imprécises, source d'inquiétude, d'illusions ou de réflexions, s'oppose profondément à la clarté du jour, de sorte que l'alternance entre les deux rythmes pendant longtemps les activités humaines. En effet, la nuit représentait une contrainte, un obstacle et un frein à la pratique nocturne de la ville. Ce ne fût, finalement, qu'au 19^{ème} siècle avec l'invention de l'ampoule par Joseph Swan que l'éclairage public électrique s'instaura progressivement dans les villes (Masbouni et Gravelaine, 2003 p. 18). Véritable progrès, il offrit des perspectives nouvelles dans la fabrication et l'utilisation de la ville nocturne, la libérant ainsi des contraintes obscures.

De nos jours, « *la lumière électrique permet [...] de rendre n'importe quel espace aussi clair qu'en plein jour* » (Klaus et al., 2005, p. 10). Dès la nuit tombée, des milliers de points lumineux illuminent les rues et les boulevards. Les monuments historiques, les ponts et les façades s'habillent de lueurs dorées et colorées. Les enseignes lumineuses inondent de leurs messages publicitaires l'espace public nocturne. L'obscurité se fait rare, la lumière omniprésente. Il n'est donc point surprenant si, au début du second millénaire « *more than two-thirds of the world's population (99% of the U.S and European Union population) and almost 20% of world terrain is under skies influenced by anthropogenic lights* » (Cinzano et al., 2001, cité dans Zhang et al., 2015, p. 291).

Bien que créatrice d'ambiance unique, de sentiments de sécurité ou de repères essentiels pour la pratique de la ville nocturne, la lumière représenterait une nuisance pour la faune, la flore



Figure 1 : La nuit, une source d'inspiration pour de nombreux artistes. Vincent van Gogh – La nuit étoilée
sources : https://fr.wikipedia.org/wiki/La_Nuit_%C3%A9toil%C3%A9e

et l'être humain en cas de sur-illumination. En effet, l'intensification des émissions lumineuses provoque une pollution lumineuse dont la disparition du ciel étoilé, la modification du paysage nocturne, la perturbation des insectes et des animaux, l'éblouissement des individus ou encore la modification du cycle circadien des espèces (Klaus et al., 2005, p. 7) constituent une liste d'exemples non exhaustive.

Selon Challeat (2009, p. 185), la lumière artificielle possède des impacts économiques (consommation d'énergie, coût de maintenance, etc.), sanitaires (dérèglement du rythme nyctéméral chez l'humain et les espèces, risque de maladies cancéreuses, etc.), socioculturels (contemplation du ciel nocturne étoilé impossible) et environnementaux (effets comportementaux et de populations comme les désorientations, fixations, répulsions ou des effets de communautés et d'écosystèmes comme l'altération des interactions entre les espèces par la modification de la compétition et de la prédation).

Dans cette situation paradoxale, où la lumière est indispensable au maintien des activités nocturnes et néfaste pour les trois sphères du développement durable en cas de surutilisation, sa quantification se révèle primordiale pour cibler les interventions visant une réduction des émissions lumineuses excessives. En effet, agir contre un phénomène présuppose de connaître son développement spatio-temporel. Ainsi comment quantifier

l'évolution et la distribution actuelle des émissions lumineuses en Suisse ? Le phénomène s'exprime-t-il de manière similaire entre les grandes régions suisses (airés métropolitaines, régions linguistiques) ou entre les cantons ? Les zones urbaines ou rurales sont-elles impactées de façon identique ? Existe-t-il des différences entre les villes de grande, moyenne et petite taille ? Le phénomène varie-t-il suivant un gradient centre-périphérie ? L'utilisation conjointe des méthodes de télédétection, de traitement d'images satellitaires nocturnes et de l'analyse statistique des données, s'avère particulièrement adaptée pour estimer l'étendue du phénomène en Suisse.

À l'échelle globale (Cinzano, Falchi, Elvidge, 2001), européenne (Bennie et al., 2013) ou asiatique (Han et al., 2014), des études considérables ont été effectuées sur la modélisation et la cartographie de la pollution lumineuse à partir d'images satellitaires. Quant aux excès des émissions lumineuses, de nombreux travaux mettent en évidence leurs conséquences sur la faune, la flore ou l'être humain (Navara et Nelson, 2007 ; Hölke, 2010 ; Gaston et al., 2013 ; Gaston et al., 2014). Néanmoins, peu d'études (Kobler, Lüscher et Theis, 2002) se sont intéressées à la situation suisse. Ainsi le travail tire son originalité dans le croisement des données issues des images satellitaires nocturnes avec les différents niveaux géographiques de la Suisse, entremêlant ainsi des variables quantitatives et qualitatives.

Cette étude, dont l'objectif principal est la mise en lumière de l'évolution des émissions lumineuses depuis les années 90 et de sa répartition actuelle en Suisse, débutera par la définition des hypothèses de recherche et du concept de pollution lumineuse. Comment l'éclairage public provoque-t-il une pollution lumineuse ? Quelles en sont ces causes ? Ces effets ? Et comment la quantifier à l'échelle de la Suisse ?

Après une brève description des données acquises, la méthodologie de travail suivra rigoureusement quatre phases - extraction des données à partir d'images satellitaires nocturnes - création et organisation d'une base de données exploitable -

analyse exploratoire des données - application de tests statistiques (comparaison des moyennes et médianes) adaptés aux variables.

Consécutivement à l'analyse des données, les principaux résultats seront commentés et présentés sous la forme de cartes, tableaux et figures. Existe-t-il des disparités spatiales dans l'évolution ou la distribution du phénomène en fonction des différents niveaux géographiques de la Suisse ? Finalement, une critique de la méthodologie et de la démarche conclura l'étude et permettra la mise en exergue des points faibles et des perspectives envisageables.

2. Notion de pollution lumineuse

La pollution lumineuse, terme initialement répandu par les astronomes, représente pour Cinzano et al. (2001, p. 689. cité dans Gallaway, Olsen et Mitchell, 2010, p. 1) « *one of the most rapidly increasing alterations to the natural environment* ». Elle se définit comme « *the adverse effects artificial outdoor illumination can have on ecosystems and human well-being, on the aesthetics qualities of town- and landscapes, or on the visibility of the star-filled night sky* » (Meier et al., 2014, p. 2) ou plus simplement comme « *any adverse effect cause by artificial light* » (Meier et al., 2014, p. 103). D'après l'association internationale Dark-Sky, la pollution lumineuse s'exprimerait selon une multitude de formes telles que la sur-illumination (usage exagéré de la lumière), la lumière intrusive (pénétration non désirée de lumières dans un lieu), l'éblouissement (luminosité excessive provoquant des gênes visuelles), la luminescence du ciel nocturne au-dessus des régions urbanisées (halo lumineux) ou encore le regroupement désordonné de lumières créant la confusion.

Il en ressort ainsi que toutes sources de lumière artificielle est « *potentiellement source de lumière indésirable* » et que son « *origine [...] est facilement et clairement identifiable* » (Klaus et al., 2005, p. 12). Par conséquent, une utilisation inadaptée de l'éclairage public (surévaluation des besoins, non canalisation du flux lumineux, mauvaise orientation, forte intensité, durée d'éclairage non modulée) (Klaus et al., 2005) ou privé (illumination des jardins, des maisons, vitrines et des enseignes publicitaires) représente la cause principale de la pollution lumineuse. Bien que le droit suisse régisse les émissions en tout genre (loi sur la protection de l'environnement), une estimation des émissions lumineuses et de leur développement se révèle indispensable pour évaluer l'ampleur du phénomène en Suisse. En conséquence, l'utilisation de la télédétection apparaît comme une solution adaptée pour mesurer les rayonnements lumineux nocturnes.

La figure 2 illustre de manière simplifiée l'observation nocturne à partir d'un satellite (Cao et Bai, 2014, p. 11919).

Propagation de la lumière

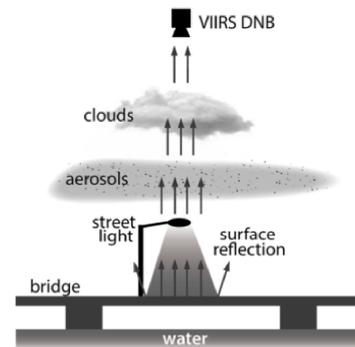


Figure 2 : Propagation de la lumière jusqu'au capteur du satellite. Sources : Cao et Bai (2014, p. 1191)

Une source lumineuse émet des rayons lumineux vers le sol. En fonction de la capacité réfléchissante (albédo) de ce dernier, une partie du rayonnement lumineux est propagée et transformée dans l'atmosphère, puis enregistré par les capteurs du satellite en fonction de leur bande spectrale (Cao et Bai, 2014, p. 11918). Il est important de mentionner qu'en l'absence de déflecteurs/réflecteurs canalisant les rayons vers le sol, les émissions lumineuses peuvent s'effectuer directement en direction du ciel.

Ainsi l'intensité de la source lumineuse (candela), son orientation (haut vers le bas ou inversement), sa canalisation (mécanisme d'occultation pour diriger le flux lumineux) sa durée d'éclairage (il faut bien entendu que le satellite passe sur la zone au moment où la lampe soit allumée) ou encore son type (lampes led, sodium,...) influencent grandement la détection du rayonnement lumineux par les capteurs du satellite. Ces derniers doivent donc posséder une sensibilité aux rayonnements de très faible magnitude émis par l'éclairage public et une largeur de bande adaptée aux longueurs d'onde des différents dispositifs d'éclairage (Figure 3). Par conséquent, il s'agit de capteurs spécifiques tels que l'Operational Linescan System (OLS) du Defense Meteorological Satellite Program (DMSP) ou le Visible/Infrared Imager Radiometer Suite (VIIRS) du Suomi National Polar-orbiting Partnership (NPP) et conçus pour des applications précises (militaires, météorologiques).

Longueur d'onde pour les lampes LED et sodium et largeur spectrale de la bande Day/Night du capteur VIIRS

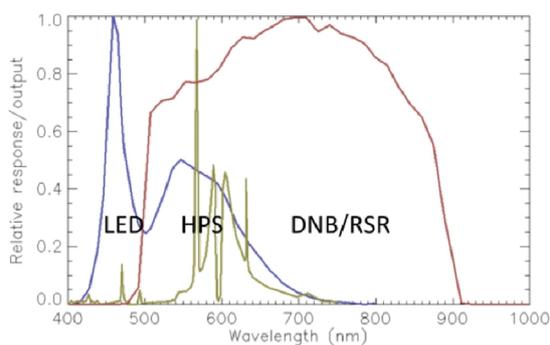


Figure 3: longueur d'onde pour quelques dispositifs et largeur spectrale du canal DNB-VIIRS. Sources : Cao et Bai (2014, p. 1191)

Alors que le capteur OLS du DMSP était initialement utilisé dans les années 70 pour « detect clouds illuminated by moonlight for military bombing operations at night » (Zhang et al., 2015, p. 291), sa sensibilité aux faibles luminosités¹ lui permet de détecter les lumières artificielles en l'absence de pleine lune, lui décernant ainsi des applications nouvelles telles que la détection des émissions lumineuses artificielles (pollution lumineuse). Quant au capteur VIIRS du satellite Suomi NPP météorologique devant succéder aux satellites DMSP, la haute sensibilité aux basses luminances de la bande day/night (DNB) lui confère, tout comme l'OLS, la possibilité de détecter les lumières artificielles.

Ces deux capteurs, dont les caractéristiques sont résumées dans le tableau 1, se différencient en certains points. Le capteur VIIRS offre de multiples avantages tels qu'une résolution spatiale au sol de 742 mètres et constante vers les bords (5km pour l'OLS à l'origine, 3km après lissage mais distorsion vers les bords du capteur), une meilleure détection des lumières faibles, une absence de saturation et une calibration interne (diffuseur solaire). Quant à la largeur de leur bande spectrale, le capteur OLS dispose d'une bande de 400 à 1100 nm et le VIIRS de 505 à 890. Ainsi ce dernier est moins apte à détecter les lumières de type LED (Light Emitting Diode) car le « blue "pump" (peak near 450 nm) of the white LED is out of the spectral response of the DNB » (Cao et Bai, 2014, p. 11918). En outre, aucun des deux ne couvre véritablement le pic lumineux aux

alentours de 22 heures (19h30 pour l'OLS et 1h30 pour le VIIRS) (Elvidge et al., 2013, p. 63).

Quant à leur couverture temporelle, les archives des données remontent jusqu'en 1992 pour les images satellitaires du DMSP-OLS et 2011 pour celles du NPP-VIIRS. Par conséquent, les images issues des différents satellites² OLS du DMSP seront utilisées pour effectuer une analyse comparative spatio-temporelle. Néanmoins, elles ne peuvent « be used directly for temporal analyses due to the lack of inflight calibration » (Wu et al., 2013, p. 7356). Ainsi, les différents satellites DMSP possèdent leur propre performance radiométrique mais aussi une usure au fil du temps provoquant ainsi des « differences between data from the same year obtained by different satellites, as well as random fluctuations in data for consecutive years obtained by the same satellite » (Wu et al., 2013, p. 7357). Pour permettre l'analyse temporelle des images satellitaires DMSP, des méthodes d'inter-calibration ont été développées et consistent à « convert data values from individual satellite products into a common range defined by reference year » (Elvidge et al., 2014, p. 98). Quant aux images NPP-VIIRS, elles serviront à la mise en œuvre d'une analyse comparative spatiale. Dès lors, il est possible d'effectuer des hypothèses guidant la suite du travail.

Tableau 1: caractéristiques des capteurs OLS et VIIRS. Sources : (Elvidge et al., 2013, p. 64) et (Zhang et al., 2015, p. 294)

Capteur	DMSP-OLS	NPP-VIIRS
Constructeur - opérateur	U.S. Air Force	NASA - NOAA (JPSS)
Années opérationnelles	1972 - présent - archives depuis 1992	2011 - présent
Résolution spatiale	5000 ou 2700 (smoothed)	742 mètres
Résolution temporelle	Couverture globale chaque 24h	Quotidiennes
Heure de passage	~19h30	~1h30
Unité	6 bit	14 bit
Bandes spectrales	Panchromatique 400 à 1100 nm	Panchromatique 505 à 890 nm
Saturation	fréquente dans les centres urbains	aucune
Limite de détection des basses lumières	~5E-10 Watts/cm ² /sr	~2E-10 Watts/cm ² /sr
Calibration	aucune	Diffuseur solaire
Bandes supplémentaires	Infrarouge thermique (10 um)	21 bandes de 0,4 à 13 um.

¹ Luminances très faibles (10^{E-9} W/sr/μm)

² F10, F12, F14, F15, F16 et F18

3. Hypothèses de travail

Les objectifs de travail ont été matérialisés en hypothèses explorant l'absence de différences entre les grandes régions suisses, l'existence de disparité entre les villes de tailles différentes, l'opposition entre l'urbain et le rural et la variation selon un gradient centre-périphérie. Ainsi, le phénomène ne devrait pas varier entre les grandes régions mais plutôt en fonction de la taille de la ville et d'un éloignement par rapport aux communes centrales.

Bien que l'hypothèse alternative (H_1) représente l'hypothèse de recherche, il a été choisi de mentionner l'hypothèse nulle (H_0) car « *le travail statistique est fondé sur les deux* » (Guay, 2014, p. 8). Ainsi :

- H_0 : Les cantons présentent des taux de croissance et une répartition des émissions lumineuses différents.
 H_1 : Les taux de croissance et la répartition des émissions lumineuses entre les cantons sont similaires.
- H_0 : Les aires métropolitaines connaissent des taux de croissance et une répartition des émissions lumineuses différents.
 H_1 : Les taux de croissance et la répartition des émissions lumineuses sont similaires entre les aires métropolitaines.
- H_0 : Les régions linguistiques possèdent des taux de croissance et une distribution du phénomène différents.
 H_1 : Les taux de croissance et la distribution des émissions lumineuses sont similaires entre les régions linguistiques.
- H_0 : Les taux de croissance et les émissions lumineuses sont identiques entre l'urbain et le rural.
 H_1 : Les régions urbaines connaissent des taux de croissance et des émissions lumineuses plus élevés que les régions rurales.
- H_0 : Les communes centres (CEN), périurbaines (PERI) et suburbaines (SUB) connaissent des taux de croissance et une répartition des émissions équivalents.
 H_1 : Les communes centres (CEN) possèdent des taux de croissance et une répartition des émissions plus élevés que les communes périurbaines (PERI) et suburbaines (SUB).
- H_0 : les taux de croissance et la répartition des émissions entre les communes intégrant une ville sont similaires.
 H_1 : Les communes de grande taille (>100'000 habitants) et incorporant une ville possèdent des taux de croissance et une répartition des émissions plus élevés que les communes de taille moyenne (50'000 à 99'999 habitants) et petite (20'000 à 49'999) incluant une ville.

L'expérimentation de ces hypothèses passe par l'acquisition d'une multitude de données dont la présentation est indispensable.

4. Présentation des données

Tableau 2: données utilisées

Nom	Type de données	Format	Période temporelle	Autres	Sources
DMSP-OLS Nighttime Lights Time Series	Images satellitaires	Tiff	1992 à 2012 (annuelle)	33 images	Earth Observations Group (EOG), National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA)
Nighttime VIIRS Day/Night Band Composites	Images satellitaires	Tiff	Avril 2015 à mars 2016 (mensuelle)	12 images	Earth Observations Group (EOG), National Geophysical Data Center, NOAA
Les niveaux géographiques de la Suisse	Table	Excel	Janvier 2015	2324 Communes	Office fédéral de la statistique, GEOSTAT (OFS)
Limites communales généralisées CH (G1g15)	Vectoriel (polygones)	Shapefile	2015	2324 Communes	Office fédérale de la statistique, GEOSTAT (OFS), Swisstopo
Statistique de la superficie 2004/09 (NOAS04)	Table	Excel	2004 - 2009	Hectares	Statistique suisse de la superficie (AREA)
PIB de la Suisse en \$ constant (2005)	Table	Excel	1991 à 2014	Suisse	World Bank national accounts data, and OECD National Accounts data files.

Le tableau 2 résume l'ensemble des données utilisées lors de cette étude. Pour retracer l'évolution du phénomène, 33 images satellitaires DMSP-OLS Nighttime Lights Time Series en format tiff ont été récupérées gratuitement sur le site de l'Agence américaine d'Observation Océanique et Atmosphérique (NOAA)³. Lors de la création des images composites annuelles, la NOAA utilise uniquement des observations de grande qualité sans couverture nuageuse, ni d'éclairage solaire et lunaire. Ces images prennent des valeurs entre 1 et 63 et couvrent la période 1992 – 2012. Il a été choisi pour cette étude d'utiliser les données « *F1?YYYY_14b_stable_lights.avg_vis.tif* » car elles sont exemptes de tout évènement éphémère (feu) et représentent uniquement les lumières persistantes ou stables. Cependant, l'inter-calibration des images annuelles provenant de multiples satellites DMSP-OLS⁴ est essentielle en l'absence de calibration interne.

Quant à la distribution du phénomène, 12 images mensuelles d'avril 2015 à mars 2016 en format tiff ont été téléchargées⁵. Leur construction repose sur la combinaison de données issues de la bande DBN et exemptes de couverture nuageuse et de lumières parasites (foudre, lumière de la lune) (NOAA).

Pour effectuer des analyses statistiques sur les données, il est nécessaire d'agréger les pixels selon une unité d'analyse. La commune semble l'unité la plus adaptée par son nombre restreint (2324 en 2015) et la possibilité d'y joindre facilement les différents niveaux géographiques de la Suisse (unités d'observation). Cette jointure rend ainsi possible l'élaboration d'analyses en fonction de l'appartenance à un type de commune (urbain, rural, périurbain, etc.) ou à une région (linguistique, métropolitaine, etc.).

En outre, différents éléments utiles au bon déroulement de l'étude ont été collectés (couches de base en *shapefile* des lacs, des frontières administratives nationales et communales, une table contenant le PIB de la Suisse entre 1991 et 2014 indispensable lors du choix de la méthode d'inter-calibration des images DMSP-OLS, ...).

³<http://ngdc.noaa.gov/eog/dmsp/downloadV4composites.html>

⁴ F10, F12, F14, F15, F16 et F18

⁵http://ngdc.noaa.gov/eog/viirs/download_monthly.html

5. Méthodologie

La méthodologie suivie s’appuie sur quatre phases. Les données utilisées pour quantifier le phénomène sont, tout d’abord, extraites des images satellitaires DMSP-OLS et NPP-VIIRS pour chaque commune (SOL – Sum Of Lights). Elles sont ensuite traitées sous forme de tables, jointes aux niveaux géographiques de la Suisse et combinées pour former une base de données. Après une analyse exploratoire, les données sont transformées si nécessaire puis finalement analysées par des tests statistiques en fonction du caractère paramétrique ou non des données.

I. Collecte des données nécessaires sous Arcgis

Extraction des SOL à partir des images satellitaires

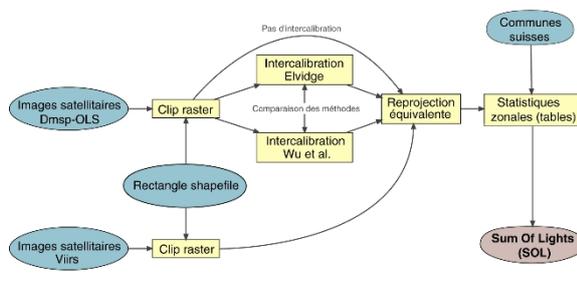


Figure 4 : traitements effectués pour extraire la somme des valeurs des pixels par communes

Les traitements résumés à la figure 4 ont été automatisés par un script python disponible à l’annexe 15 pour DMSP-OLS et à l’annexe 14 pour NPP-VIIRS. Dans la mesure où l’inter-calibration des images DMSP-OLS selon la méthode d’Elvidge a été automatisée lors d’un précédent travail (Haenni, 2016), il n’a pas été jugé nécessaire d’intégrer son script en annexe.

a. Prétraitements

Découpage

Les images satellitaires couvrant l’entièreté du globe (DMSP-OLS) ou une partie (NPP-VIIRS), il a été nécessaire de les découper en fonction d’un rectangle incluant la Suisse. Ce procédé permet d’éviter la manipulation de fichiers volumineux ralentissant les processus et traitements futurs.

Inter-calibration des images DMSP-OLS

Les images NPP-VIIRS étant calibrées entre elles, seules les images satellitaires DMSP-OLS ont été inter-calibrées selon les méthodes d’Elvidge et al. (2014) et Wu et al. (2013). Ces deux méthodes reposent sur l’invariance des valeurs des pixels d’une région pour Elvidge (Sicile) (2014, p. 101) ou de trois pour Wu (Mauritus, Puerto Rico, Okinawa) (Wu et al., 2013, p. 7360) afin d’obtenir un modèle de régression. La méthode de Wu, se basant sur une image de référence non saturée, permet en outre de corriger la saturation des images satellitaires DMSP-OLS (Wu et al., 2013, p. 7359). Dès lors, il est possible d’appliquer les équations suivantes à l’ensemble des images satellitaires :

Pour la méthode d’Elvidge (2014, p. 102) :

$$Y = C_0 + X C_1 + X^2 C_2$$

Pour la méthode de Wu et al. (2013, p. 7360) :

$$Y + 1 = a * (X + 1)^b$$

X représente les images non inter-calibrées, C_0 , C_1 , C_2 , a et b sont les coefficients issus des différents modèles et indiqués par Elvidge et al. (2014, p. 102) ou Wu et al. (2013, p. 7362).

Vérification des résultats

Pour contrôler les résultats de l’inter-calibration, les valeurs des pixels pour la Suisse ont été sommées avant et après l’application des deux méthodes et rassemblées dans les figures disponibles à l’annexe 1. Les deux méthodes permettent une meilleure continuité des données entre les années et une diminution des écarts entre des images d’années similaires mais de satellites DMSP différents. Des analyses complémentaires quant à la vérification de l’inter-calibration peuvent, en outre, être consultées à l’annexe 1.

Comparaison des méthodes

Les deux méthodes harmonisant les valeurs des données, il est dès lors nécessaire de choisir celle la plus optimale pour la Suisse. Pour ce faire, l’indice de la différence normalisée (NDI – normalized difference index) proposé par Wu et al (2013, p. 7361) et reposant sur la comparaison d’images de

même année mais de capteurs différents, a été calculé pour les deux méthodes.

$$NDI = \frac{|SOL_1 - SOL_2|}{SOL_1 + SOL_2}$$

Un NDI faible représente ainsi un inter-calibration de qualité satisfaisante. La méthode la plus adaptée correspondrait donc à celle dont la moyenne des NDI est la plus faible. La figure 5, rassemblant les différents NDI selon les deux méthodes, illustre la difficulté à départager les deux méthodes car les moyennes (0.0261 pour Elvidge et 0.0283 pour Wu), et les écarts sont similaires entre les méthodes.

NDI selon les méthodes d'intercalibration

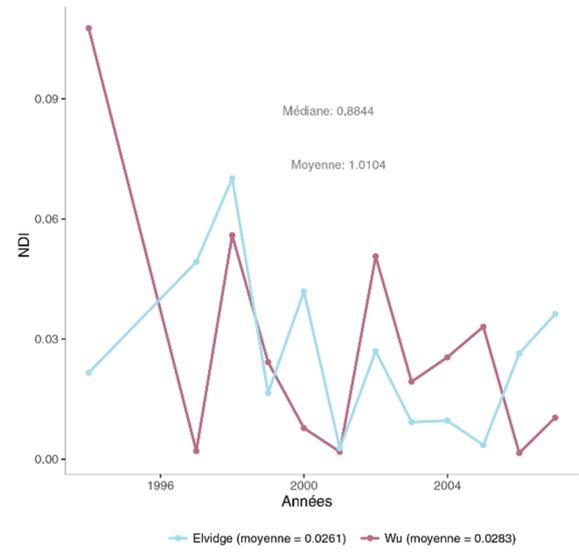


Figure 5 : NDI selon les méthodes d'intercalibration - utile à la vérification

Une autre démarche soumise par Wu et al (2013, p. 7361) consiste à analyser la relation entre la somme des valeurs des pixels (SOL) pour chaque année et le produit intérieur brut (PIB – en \$ constant 2005). Ces deux variables étant liées par une relation linéaire (corrélation) selon certaines études (Wu et al., 2013, p. 7366), la méthode la plus adéquate possède ainsi le R² le plus proche de 1. La figure 6 révèle une corrélation forte (R² de 0.747) entre le PIB et la somme des lumières pour la méthode de Wu et faible (R² de 0.409) pour la méthode d'Elvidge. Par conséquent la méthode de Wu semble la plus adaptée pour cette étude.

Comparaison du PIB et de la somme des lumières (SOL)

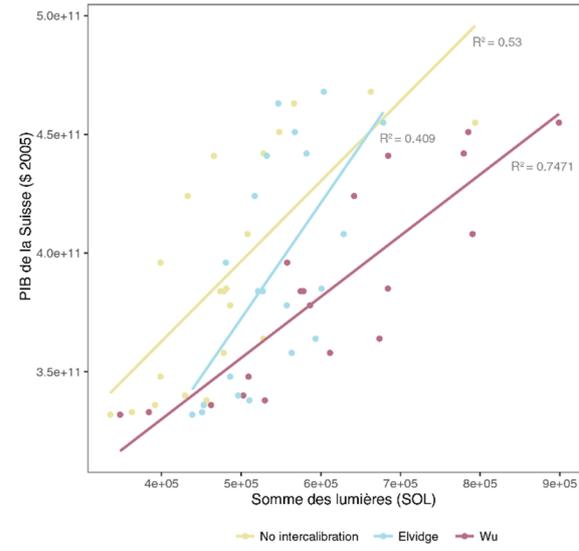


Figure 6 : lien entre le PIB en \$ constant de 2005 et la somme des valeurs des pixels (SOL)

Calcul d'une composite annuelle (moyenne) – NPP-VIIRS
 Les images mensuelles du NPP-VIIRS d'avril 2015 à mars 2016 ont été combinées en une seule image couvrant ainsi une année complète et permettant une analyse plus robuste.

b. Projection équivalente

Les images satellitaires présentant un système de coordonnées géographiques GCS_WGS_1984, il a été indispensable de les projeter selon une projection équivalente conique d'Albers conservant les surfaces et dont les caractéristiques sont résumées ci-contre. Pour obtenir une projection optimale, cette dernière est centrée sur la Suisse.

Projection	Albers
False_Easting	0
False_Northing	0
Central_Meridian	8.15
Standard_Parallel_1	45
Standard_Parallel_2	48
Latitude of origin	46.41
Linear Unit	Mètre

c. Extraction et agrégation des valeurs des pixels par communes

La somme des valeurs des pixels (SOL) de chaque commune a été extraite par l'outil « statistique zonale (table) » avec une résolution de 250 mètres pour correspondre à l'unité spatiale d'analyse (la commune). Dès lors, un travail de recombinaison des tables est essentiel pour obtenir une base de données exploitable.

II. Création d'une base de données sous Excel

L'étape précédente a permis la collecte d'une table contenant la somme des lumières issue des images satellitaires NPP-VIIRS et de 31 tables correspondant aux images DMSP-OLS pour les 2324 communes suisses. Lorsque deux satellites DMSP couvrent la même année, une moyenne des deux images est utilisée, réduisant ainsi les tables à 19 (1992 à 2010). L'étape suivante consiste à joindre, en utilisant le numéro des communes comme géocode (identifiant), les différents niveaux géographiques (*Les niveaux géographiques de la Suisse – OFS*) ainsi que la superficie des communes en hectares avec la table intégrant les données agrégées issues des satellites. À ce propos, l'annexe 2 résume les différentes nomenclatures retenues pour cette étude, leurs valeurs et leurs intitulés.

Pour retracer l'évolution du phénomène entre 1992 et 2010, un taux de croissance (tc) a été calculé :

$$tc = \frac{(Présent - Passé)}{Passé}$$

Etant donnée la grande variabilité des données issues des satellites DMSP-OLS, ce taux de croissance a été calculé à partir de la moyenne de deux périodes (1992-1995 à 2007-2010), réduisant ainsi passablement le risque d'erreur dû à l'inter-calibration.

Quant aux différentes données issues de l'agrégation par commune des valeurs des pixels des images satellitaires (SOL), elles sont divisées par la superficie en hectares de la commune correspondante pour minimiser les effets de taille et ainsi rendre possible leur comparaison.

$$SOLc\ commune\ i = \frac{SOL\ commune\ i}{Surface\ commune\ i}$$

La base de données rassemblant les deux variables quantitatives (taux de croissance entre les périodes 1992-1995 et 2007-2010 et la somme des valeurs des pixels corrigée par la superficie en hectares) et les différents niveaux géographiques pour chacune des 2324 communes suisses, il est dès lors possible d'effectuer des comparaisons spatio-temporelles (1992 et 2010 – DMSP-OLS) et spatiales (NPP-VIIRS, moyenne d'avril 2015 à mars 2016).

III. Analyse exploratoire des données sous R

La base de données recueillant ainsi des variables quantitatives (tc et SOLc) et qualitatives (niveaux géographiques de la Suisse), il est judicieux de partager l'analyse exploratoire entre les données spatio-temporelles (taux de croissance) et spatiales (SOLc) ainsi qu'entre les différentes variables qualitatives). L'analyse exploratoire consiste principalement à vérifier la normalité de la distribution (test de Shapiro-Wilk, Skewness, kurtosis, histogramme et boxplot), l'homogénéité des variances (Test de Levene et de Fligner-Killeen) et la présence d'outliers (Boxplot, z-score). Les deux premières assumptions sont fondamentales car elles orientent le choix des futurs tests statistiques qui serviront à évaluer la significativité des différences au sein des divers sous-groupes. Dans le cas de leur violation, une transformation (logarithme, racine) est appliquée sur les données et permet parfois de résoudre certains problèmes de distribution et d'hétérogénéité des variances.

Toujours est-il que, lorsqu'aucune transformation ne fonctionne, le recours à des tests non-paramétriques ne faisant aucune hypothèse sur la distribution des données s'impose. Après une brève initiation théorique aux tests statistiques mentionnés précédemment et à leur seuil de rejet α , ces derniers seront, comme en témoigne la figure 7, appliqués au taux de croissance (tc) et à la somme des valeurs des pixels corrigée par la surface en hectares (SOLc) pour l'ensemble des données et pour chaque sous-groupe (niveaux géographiques suisses). De plus, différents exemples de commandes sous R en lien avec l'analyse exploratoire sont disponibles aux annexes 3 et 4.

Analyse exploratoire des données

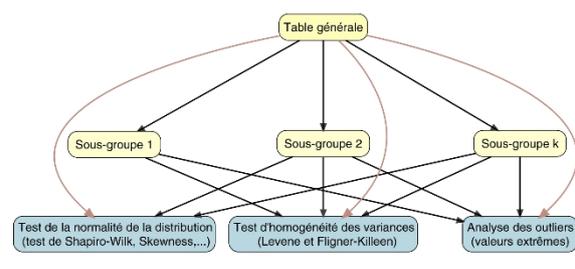


Figure 7: résumé des traitements effectués lors d'une analyse exploratoire des données

a. Généralité des tests et traitements effectués

Seuil de rejet α

La plupart des tests statistiques reposent sur l'acceptation d'une hypothèse nulle (H_0) ou son rejet pour une alternative (H_1) en fonction d'un seuil de rejet α . Ce dernier correspond à « une valeur de p choisie avant de réaliser le test statistique et au-dessous de laquelle on rejette H_0 » (Millot, 2014, p. 205). Comme dans la plupart des travaux, un seuil de rejet $\alpha = 0.05$ a été jugé adéquat et sera retenu pour l'ensemble des tests utilisés dans cette étude.

Ainsi une p -value inférieure ou égale à α ($p \leq 0.05$) implique le rejet de l'hypothèse nulle et donc l'acceptation de l'alternative H_1 . Au contraire une p -value supérieure au seuil de rejet ($p > 0.05$) entraîne la non possibilité de rejeter H_0 (Millot, 2014, p. 205).

Hypothèse de normalité de la distribution

Dans la mesure où la plupart des tests font l'hypothèse d'une distribution normale des données, il est nécessaire de vérifier cette dernière avec le test de Shapiro-Wilk, un histogramme et les coefficients de dissymétrie (Skewness) et d'aplatissement (kurtosis).

D'après Millot (2014, p. 637), le test de Shapiro-Wilk vise « l'ajustement d'une distribution observée à une loi normale ». Ainsi, le rejet au seuil $\alpha = 0.05$ de l'hypothèse nulle (suit une loi normale) implique la non-conformité à une loi normale.

Quant aux coefficients d'asymétrie et d'aplatissement, ils prendraient des valeurs quasi nulles lorsque la distribution est normale (Field, Field et Miles, 2013, p. 174). Un coefficient d'asymétrie positif « indicate a pile-up of scores on the left of the distribution, whereas negative values indicate a pile up on the right » (Field et al., 2013, p. 174). Quant au kurtosis, plus sa valeur est positive et plus la distribution présente un pic vers la moyenne (Field et al., 2013, p. 174). Il est alors possible d'estimer la forme de la distribution en fonction de la valeur de ces deux coefficients.

Hypothèse de l'homogénéité des variances

Condition primordiale pour la plupart des tests paramétriques, l'homogénéité des variances est

estimée par le test paramétrique de Levene ou son équivalent non paramétrique Fligner-Killeen. Ils permettent, selon Millot (2014, p. 564) de comparer k variances ($k \geq 2$) et prennent comme hypothèse nulle « les k variances sont identiques dans la population visée » et alternative « l'une au moins des variances diffère d'au moins une autre dans la population visée » (Millot, 2014, p. 564).

Influence et traitement des outliers

Un outlier ou individu extrême se définit d'après Millot (2014, p. 128) « par le fait que dans la distribution d'une variable quantitative, il se retrouve éloigné, par sa valeur, des autres individus de l'échantillon ». Ainsi, les graphiques en boîtes à moustaches (Boxplot) sont particulièrement adaptés pour détecter les outliers.

Etant donnée leur tendance à influencer drastiquement la moyenne, il est primordial d'effectuer une analyse minutieuse de tous les cas dont le z-score (valeur standardisée et centrée) est supérieur ou égal à $|3.29|$ (Field et al., 2013, p. 146). Néanmoins, un score de $|3|$ a été retenu permettant une analyse plus minutieuse. Selon ce critères, les communes possédant des valeurs extrêmes ont été cartographiées (annexe 5).

Après la vérification, pour chaque valeur extrême, de l'absence d'erreur lors de l'extraction et du traitement des données, il convient de se poser la question de leur suppression ou non. A ce sujet, Millot mentionne à propos d'un outlier qu'« il pourrait être risqué de l'écartier de l'étude car il est représentatif de la population visée, dans son hétérogénéité naturelle. Supprimer cet individu équivaldrait d'une certaine façon à biaiser l'échantillonnage. » (Millot, 2014, p. 129).

En l'absence donc de critères justifiables (erreurs de mesure ou de traitement), l'élimination des valeurs extrêmes « modifie les moyennes et biaise la variance résiduelle, qui est diminuée de façon systématique » (Chabanet et Dessaint, 2015, p. 5) et doit donc être exceptionnelle.

b. Analyse exploratoire des taux de croissance (annexe 6 et 8)

Communes

L'exploration des données pour l'ensemble des 2324 communes (figure 8) a permis les constatations suivantes :

- L'asymétrie de la distribution vers la gauche (Skew de 2.52), sa forme pointue (kurtosis de 12.51), la différence entre la moyenne (1.0104) et la médiane (0.8844), l'absence de correspondance entre l'histogramme et la courbe de distribution normale théorique $N(1.0104, 0.6696)$ et la significativité ($p < 0.05$) du test de Shapiro-Wilk, montrent une distribution des taux de croissance par communes non conforme à une loi normale $N(1.0104, 0.6696)$.
- La présence de 38 observations possédant un z-score supérieur à $|3|$, a nécessité un travail de vérification des traitements effectués précédemment pour détecter des erreurs de saisie ou de manipulation.

Histogramme et boxplot du taux de croissance par communes

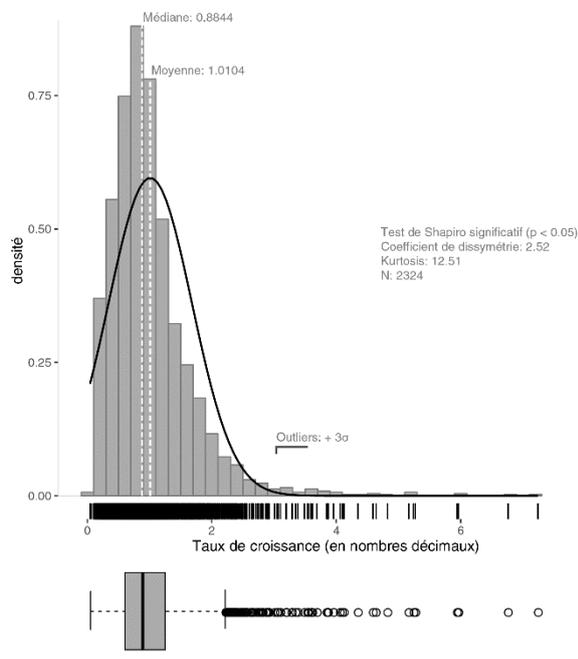


Figure 8 : histogramme et boxplot du taux de croissance par communes suisses. Une distribution fortement asymétrique.

Pour diminuer l'importance des valeurs extrêmes et l'asymétrie de la distribution, il a été choisi de transformer en logarithme les taux de croissance

($\log(x+1)$). Avec cette transformation, la distribution coïncide en partie avec la courbe de distribution normale théorique $N(0.2842, 0.1236)$ (figure 9), les coefficients d'asymétrie (0.74) et d'aplatissement (1.39) tendent vers 0 et les outliers ne représentent plus que 26 observations soit 1% de l'échantillon. Cependant, la significativité ($p < 0.05$) du test de Shapiro-Wilk contredit partiellement les observations visuelles et illustre ainsi la limitation de ce test car « *in large samples, this test can be significant even when the scores are only slightly different from a normal distribution.* » (Field et al., 2013, p. 185).

Histogramme et boxplot du taux de croissance par communes en logarithme

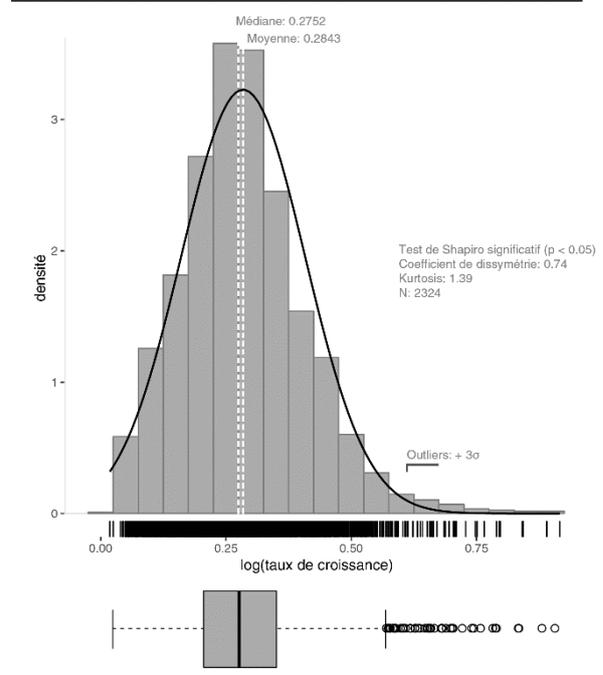


Figure 9 : histogramme et boxplot du taux de croissance par communes suisses en logarithme. Une courbe proche d'une distribution normale avec une minimisation des outliers.

Par conséquent, l'utilisation d'un qqplot (quantile-quantile plot) permettant de comparer l'ajustement d'une distribution observée avec une loi de distribution théorique (normale dans ce cas) (Millot, 2014, p. 633), apparaît primordiale pour interpréter les résultats partiellement contradictoires.

Le QQplot de la figure 10 démontre ainsi la non-conformité de la distribution à une loi normale quelconque. En effet, les points forment une

courbe en S et diffèrent donc considérablement de la droite représentant la normalité.

Normal qqplot du taux de croissance par communes en log

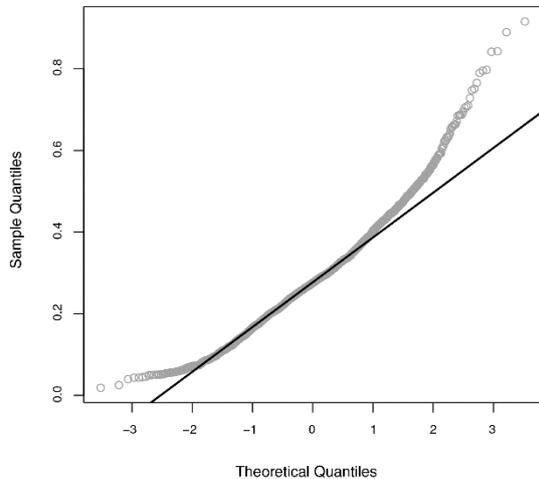


Figure 10 : qqplot du taux de croissance par communes en log. Les points ne s'alignent pas le long de la droite théorique d'une distribution normale, la distribution des taux de croissance en log ne suit pas une loi normale.

L'analyse précédente s'effectuant sur l'ensemble des 2324 communes suisses, il est nécessaire d'appliquer les mêmes procédés aux différents sous-groupes des variables qualitatives. Bien que différents résultats (données originales, en logarithme, sans outliers) aient été calculés, il a été choisi de présenter uniquement les résultats de l'analyse exploratoire des données transformées en logarithme pour éviter toute surcharge d'informations.

Cantons

La Suisse comptant 26 cantons, l'analyse visuelle est rendu difficile par le nombre élevé de sous-groupes. Ainsi, seuls les résultats statistiques seront présentés.

Normalité de la distribution

11 cantons suivent une loi normale selon le test de Shapiro-Wilk. Pour la plupart, les faibles valeurs des coefficients d'asymétrie et d'aplatissement confirment les résultats précédents.

Homogénéité des variances

Le test de Fligner-Killeen présente une *p-value* (2.2e-16) inférieure au seuil de rejet α . Par conséquent, au moins une des variances se différencie d'au moins une autre.

Présence d'outliers

Une seule valeur extrême est constatée dans les cantons de Lucerne, Soleure, Bâle-Campagne, Schaffhouse, Saint-Gall, des Grisons et du Tessin, deux dans le canton de Vaud et Fribourg et trois pour le canton de Berne.

Régions linguistiques

La Suisse allemande, romande, italienne et romanche comptent respectivement 1459, 685, 152 et 28 communes.

Normalité de la distribution

Le rejet de l'hypothèse nulle du test de Shapiro-Wilk (*p-value* < 0.05) ainsi que l'analyse de la figure 11 montrent que les régions suisses-allemandes, romandes et italiennes ne suivent pas une loi normale. Malgré l'acceptation de l'hypothèse nulle du test de Shapiro-Wilk (*p-value* = 0.127), il semblerait que la région romanche s'éloigne d'une distribution normale. En effet, les points sur le qqplot s'alignant faiblement au bas de la droite normale, il est difficile de conclure quant à la distribution des données pour la Suisse romanche.

Histogrammes et qqplots du tc par régions linguistiques en log

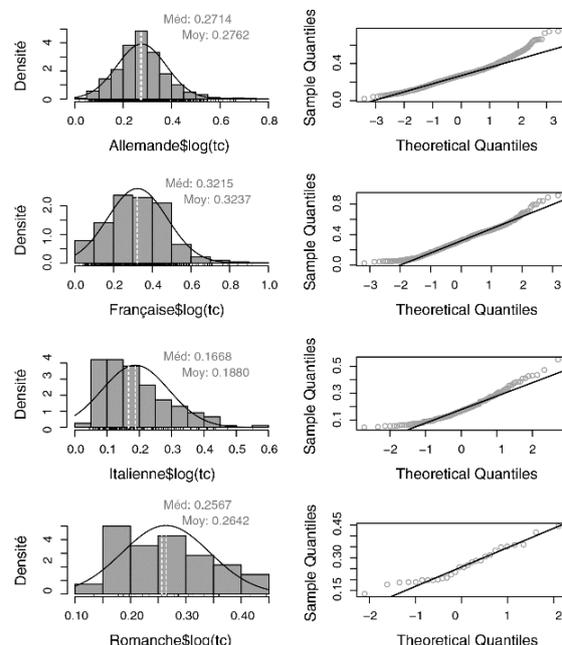


Figure 11 : histogrammes et qqplots du taux de croissance (tc) par régions linguistiques en log. Un éloignement général de la droite de la normalité théorique.

Homogénéité des variances

Le test de Fligner-Killeen dont la p -value ($2.2 \cdot 10^{-16}$) est inférieure au seuil de rejet α , décèle qu'au moins une des variances se différencie d'une autre, au moins.

Présence d'outliers

Les communes suisses-allemandes, romandes et italiennes contiennent respectivement 14, 7 et une communes aux valeurs extrêmes. La partie romanche se caractérise par l'absence de valeurs extrêmes.

Aires métropolitaines

La Suisse contient cinq aires métropolitaines. 216, 38, 74, 161 et 12 communes appartiennent respectivement aux aires métropolitaines de Zürich, Berne, Bâle, Genève-Lausanne et Ticino-Urbano.

Normalité de la distribution

Le rejet de l'hypothèse nulle du test de Shapiro-Wilk (p -value < 0.05) pour les aires métropolitaines de Zürich, Bâle et Genève-Lausanne ainsi que l'analyse de la figure 12 démontrent que ces régions ne suivent pas une loi normale. Quant à Berne et Ticino-Urbano, les résultats du test de Shapiro-Wilk sont en partie confirmés par l'analyse visuelle pour l'aire métropolitaine de Berne (coefficient d'asymétrie faible, les points suivent la droite normale sur le qqplot) et partiellement pour Ticino-Urbano (quelques faibles valeurs sont éloignées de la droite normale).

Homogénéité des variances

Le test de Fligner-Killeen présente une p -value ($8.429 \cdot 10^{-12}$) inférieure au seuil de rejet α et donc l'hypothèse nulle doit être rejetée. Par conséquent, au moins une des variances se différencie d'une autre, au moins.

Présence d'outliers

Seule l'aire métropolitaine de Genève-Lausanne contient des valeurs extrêmes (2).

Histogrammes et qqplots du tc par aires métropolitaines en log

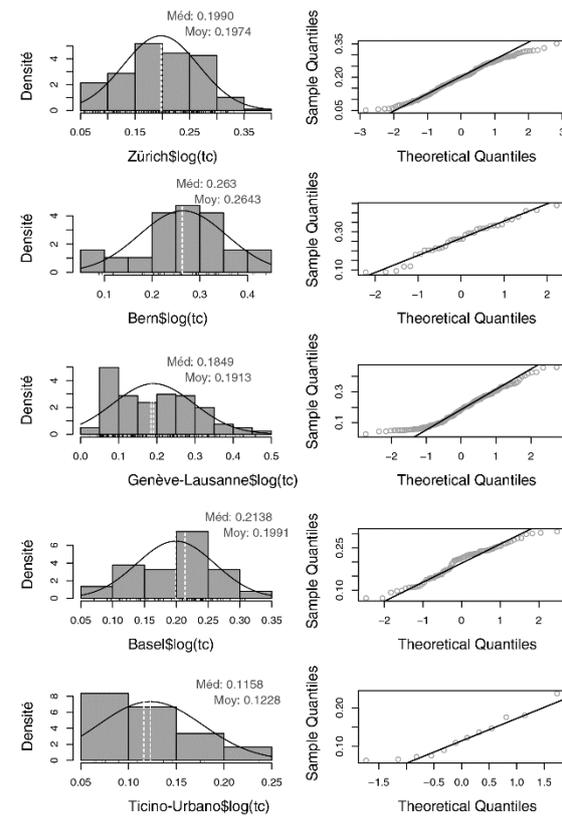


Figure 12 : histogrammes et qqplots du taux de croissance par aires métropolitaines. Des distributions bien éloignées d'une loi normale.

Urbain – rural

À partir de la typologie territoriale « espace à caractères urbains 2012 », 1504 communes ont été classées dans le type « urbain » et 820 dans le « rural ».

Normalité de la distribution

Le rejet de l’hypothèse nulle du test de Shapiro-Wilk ($p\text{-value} < 0.05$) ainsi que l’analyse de la figure 13 montrent que les deux sous-groupes ne suivent pas une loi normale. Bien que les histogrammes suivent quasiment une courbe normale, les deux qqplots présentent des points sensiblement éloignés de la droite de distribution normale.

Homogénéité des variances

Les deux sous-groupes ne suivant pas une loi normale, l’homogénéité des variances est testée par Fligner-Killeen. La $p\text{-value}$ étant égale à 0.2274, l’hypothèse nulle ne peut pas être rejetée et donc les différences de variances ne sont pas significatives.

Présence d’outliers

13 communes rurales et 14 urbaines sont considérées comme des valeurs extrêmes.

Histogrammes et qqplots du tc par communes urbaines et rurales en logarithme

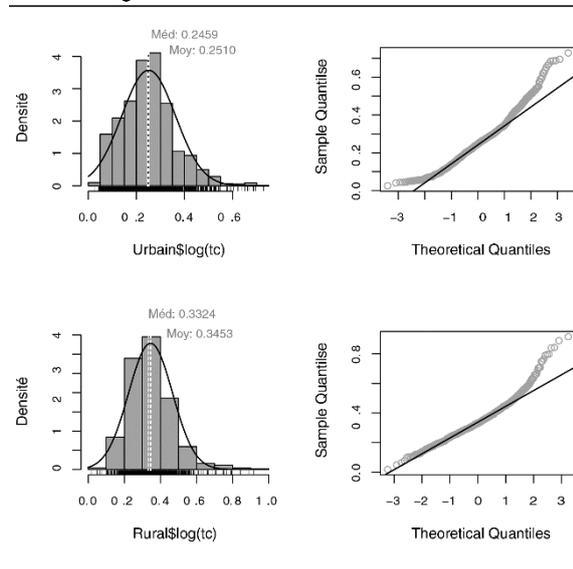


Figure 13 : histogrammes et qqplots du taux de croissance par communes urbaines et rurales en log. Des courbes en S vers les extrémités.

Communes incluant une ville de grande, moyenne et petite taille

Les communes intégrant une ville sur son territoire ont été classées en fonction de leur taille. Ainsi, la Suisse comprend 6 communes disposant d’une grande ville, 4 d’une ville moyenne et 33 d’une petite ville.

Normalité de la distribution

Les résultats du test de Shapiro-Wilk montrent, par le rejet de l’hypothèse nulle au seuil α ($p\text{-value} > 0.5$), que la distribution suit une loi normale pour les trois sous-groupes. Néanmoins, l’analyse visuelle de la figure 14 démontre, pour les villes moyennes, la difficulté de confirmer les résultats du test de Shapiro-Wilk par manque d’observations.

Boxplot et qqplots du tc selon la taille des communes incluant des villes de plus de 20’000 habitant(e)s, en log

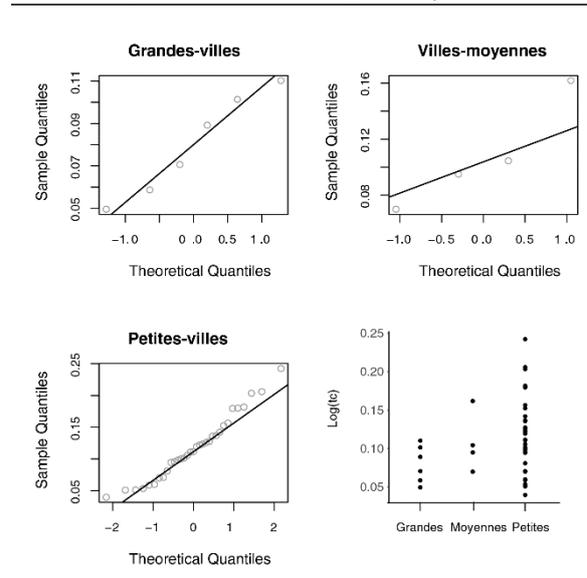


Figure 14 : histogrammes et qqplots du taux de croissance selon la taille des communes incluant une ville en log. Une interprétation difficile de la normalité.

Homogénéité des variances

Le test de Levene disposant d’une $p\text{-value}$ (0.2814) supérieure au seuil de rejet α , décele que les différences entre les variances ne sont pas significatives.

Présence d’outliers

Les trois sous-groupes ne présentent aucun outlier.

Gradient centre-périphérie

Le gradient centre-périphérie rassemble 71 communes centrales, 316 suburbaines et 396 périurbaines.

Normalité de la distribution

Le rejet de l’hypothèse nulle du test de Shapiro-Wilk ($p\text{-value} < 0.05$) ainsi que l’analyse de la figure 15 montrent que les trois sous-groupes ne suivent pas une loi normale. Quoique cette dernière confirme les résultats du test de Shapiro-Wilk pour les communes de type « centre » et « suburbain », le type « périurbain » se rapproche fortement d’une distribution normale par un coefficient d’asymétrie faible (0.3047) et des points suivant la droite de distribution normale (qqplot).

Homogénéité des variances

Le test de Fligner-Killeen souligne, par le non rejet de l’hypothèse nulle ($p\text{-value} = 0.2077$) que les différences entre les variances ne sont pas significatives.

Présence d’outliers

Alors que les communes centrales ne possèdent pas de valeurs extrêmes, le suburbain et le périurbain se caractérisent par la présence respective de quatre et un outliers.

Histogrammes et qqplots du tc selon un gradient centre-périphérie en logarithme

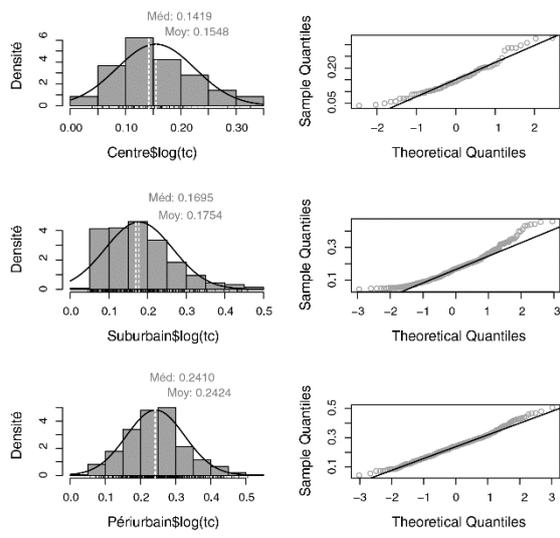


Figure 15 : histogrammes et qqplots du taux de croissance selon un gradient centre-périphérie. Une symétrie, une courbe en cloche et une relative droite laissant présager une distribution normale pour les communes périurbaines.

c. Analyse exploratoire des SOLc (annexes 7 et 9)

Communes

L'exploration des données pour l'ensemble des 2324 communes (Figure 16) a permis les constatations suivantes :

- L'asymétrie très forte de la distribution vers la gauche (Skew de 4.26), sa forme pointue (kurtosis de 25.90), la différence entre la moyenne (34.35) et la médiane (16.87), la très forte non-conformité entre l'histogramme et la courbe de distribution normale théorique $N(34.35, 51.26)$ et la significativité ($p < 0.05$) du test de Shapiro-Wilk, montrent une distribution des SOLs par communes non conforme à une loi normale $N(34.35, 51.26)$.
- La présence de 56 observations possédant un z-score supérieur à $|3|$, a nécessité une vérification des traitements effectués auparavant pour éviter des erreurs

Histogramme et boxplot des SOLc par communes

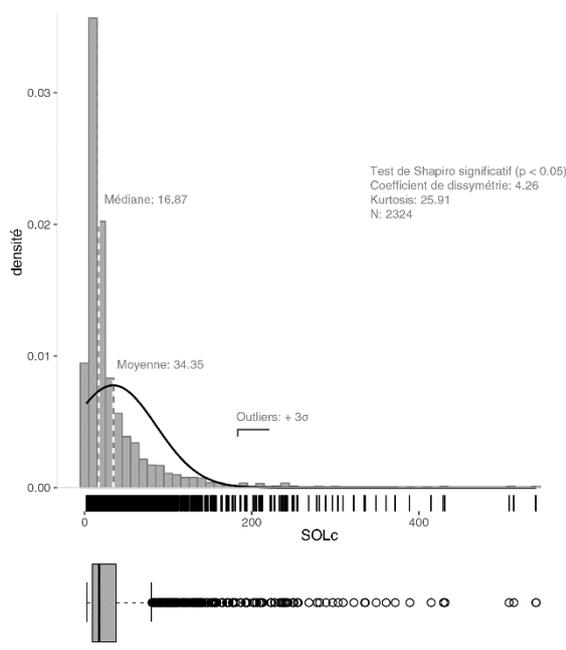


Figure 16 : histogramme et boxplot des SOLc par communes suisses. Une distribution fortement asymétrique, un pic vers la moyenne et une influence des outliers.

La transformation en logarithme base 10 ($\log(x)$) des données a permis de réduire drastiquement les valeurs extrêmes (7 outliers) et l'asymétrie de la distribution (0.45) ainsi que d'aplatir sa forme (-

0.20). La distribution tend à prendre une forme en cloche proche de la courbe de distribution normale théorique $N(1.27, 0.45)$ (figure 17). Tout comme le taux de croissance, la significativité ($p < 0.05$) du test de Shapiro-Wilk conteste en partie les observations visuelles. Par conséquent, l'utilisation d'un qqplot se révèle nécessaire.

Histogramme et boxplots des SOLc par communes en logarithme

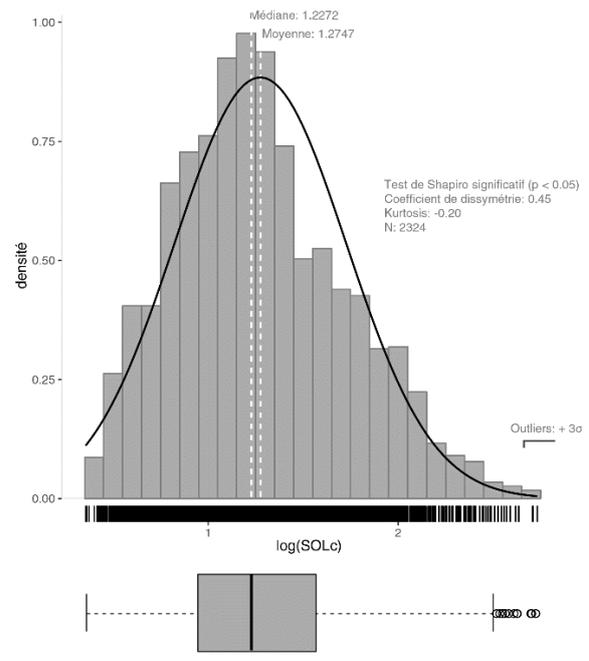


Figure 17 : histogramme et boxplot après transformation en logarithme des SOLc par communes. Une réduction de l'asymétrie et des outliers, un rapprochement d'une courbe en cloche et d'une distribution quasi normale.

L'analyse visuelle du qqplot (figure 18) montre une déviation forte de la droite représentant la normalité pour les valeurs faibles. Les points tendent à former une courbe en S. Ainsi, la distribution des SOLs diffère d'une distribution normale $N(34.35, 51.26)$.

Normal qqplot des SOLc par communes en logarithme

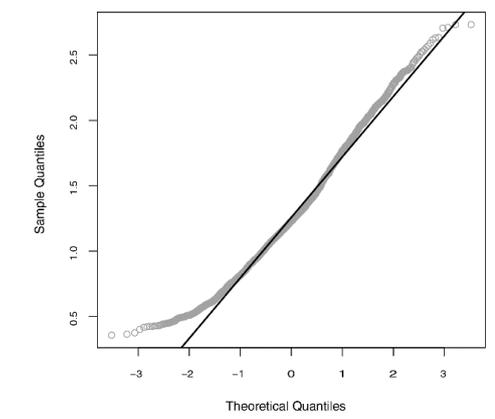


Figure 18 : qqplot SOLc par communes en log. Un éloignement dans les extrêmes.

Il est, dès lors, nécessaire d'effectuer des analyses exploratoires pour les différents sous-groupes de chaque variable qualitative.

Cantons

Normalité de la distribution

10 cantons suivent une loi normale selon le test de Shapiro-Wilk (l'hypothèse nulle ne peut être rejetée). Pour la plupart, les faibles valeurs des coefficients d'asymétrie et d'aplatissement confirment les résultats précédents.

Homogénéité des variances

Le test de Fligner-Killeen présente une *p-value* (2.2×10^{-16}) inférieure au seuil de rejet α . Par conséquent, au moins une des variances se différencie d'au moins une autre.

Présence d'outliers

Une seule valeur extrême est constatée dans les cantons de Lucerne, Schaffhouse et du Jura, deux dans le canton de Vaud et Bern et trois pour le canton de Fribourg et des Grisons.

Régions linguistiques

Normalité de la distribution

Le rejet de l'hypothèse nulle du test de Shapiro-Wilk (*p-value* < 0.05) ainsi que l'analyse de la figure 19 montrent que les régions suisses-allemandes, romandes, italiennes et romanches ne suivent pas une loi normale. En effet, les points sur les différents qqplots prennent une forme en S et s'éloignent donc de la droite de normalité théorique.

Homogénéité des variances

Le test de Fligner-Killeen dont la *p-value* (2.2×10^{-16}) est inférieure au seuil de rejet α , décèle qu'au moins une des variances se différencie d'au moins une autre.

Présence d'outliers :

Aucun outlier n'a été détecté.

Histogrammes et qqplots des SOLc par régions linguistiques en logarithme

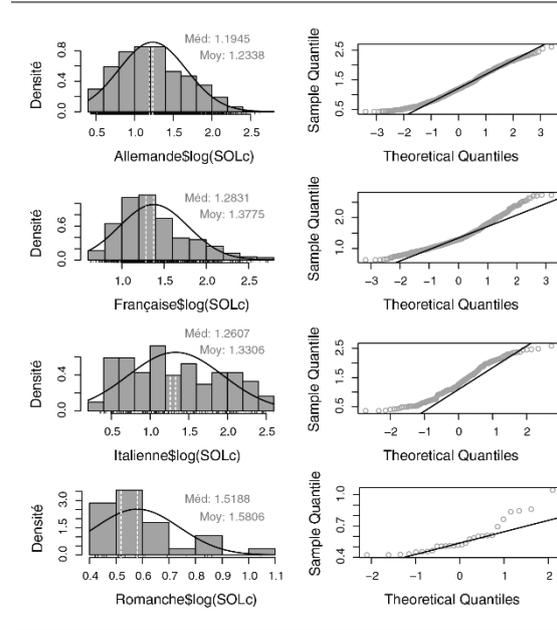


Figure 19 : histogrammes et qqplots des SOLc par régions linguistiques en logarithme. Présence de courbes en S.

Aires métropolitaines

Normalité de la distribution

Le rejet de l'hypothèse nulle du test de Shapiro-Wilk ($p\text{-value} < 0.05$) pour les aires métropolitaines de Berne, Bâle et Genève-Lausanne ainsi que l'analyse de la figure 20 montrent que ces régions ne suivent pas une loi normale. Quant à Zürich et Ticino-Urbano, les résultats du test de Shapiro (distribution normale) sont en partie confirmés par l'analyse visuelle pour l'aire métropolitaine de Zurich (coefficient d'asymétrie faible, les points suivent la droite normale sur le qqplot) et partiellement pour Ticino-Urbano (les points prennent une forme en S).

Histogrammes et qqplots des SOLc des aires métropolitaines en logarithme

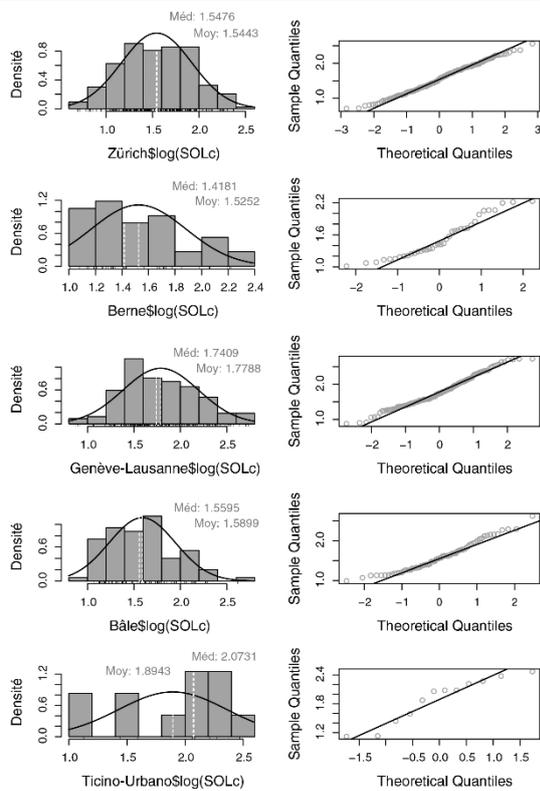


Figure 20 : histogrammes et qqplots des SOLc selon les aires métropolitaines en logarithme. Des difficultés pour interpréter la distribution du Ticino-Urbano.

Homogénéité des variances

Le test de Fligner-Killeen présente une $p\text{-value}$ (0.6557) supérieure au seuil de rejet α . Par conséquent, les différences entre les variances ne sont pas significatives.

Présence d'outliers

Les aires métropolitaines suisses allemandes et romandes disposent respectivement de deux et quatre outliers.

Urbain – rural

Normalité de la distribution

Le rejet de l'hypothèse nulle du test de Shapiro-Wilk ($p\text{-value} < 0.05$) ainsi que l'analyse de la figure 21 confirment que les deux sous-groupes ne suivent pas une loi normale. Les deux qqplots témoignent d'une courbe en forme de S s'éloignant donc de la droite de normalité théorique.

Homogénéité des variances

La $p\text{-value}$ du test de Fligner-Killeen étant égale à 0.1613, l'hypothèse nulle ne peut être rejetée et donc les différences de variances ne sont pas significatives.

Présence d'outliers

Quatre communes rurales et trois urbaines sont jugées comme des valeurs extrêmes.

Histogrammes et qqplots des SOLc par communes urbaines et rurales en logarithme

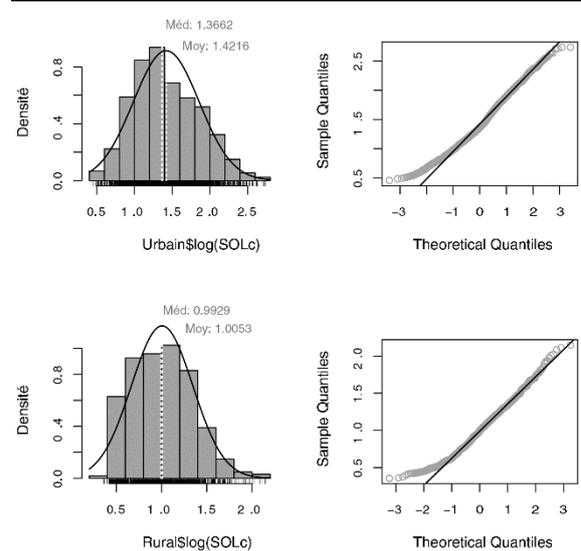


Figure 21 : histogrammes et qqplots des SOLc selon le caractère urbain ou rural des communes. La présence de courbes en S démontre la non-normalité des distributions.

Communes incluant une ville de grande, moyenne et petite taille

Normalité de la distribution

Les résultats du test de Shapiro-Wilk démontrent, par le rejet de l'hypothèse nulle au seuil α , que la distribution suit une loi normale pour les deux sous-groupes « grandes-villes » (p -value de 0.6087) et « villes-moyennes » (0.9607). Quant aux petites-villes, la p -value de 0.04352 indique que la distribution n'est pas normale. Néanmoins, l'analyse visuelle de la figure 22 démontre une difficulté pour interpréter les résultats des grandes et moyennes villes.

Boxplot et qqplots des SOLc selon la taille des communes incluant un ville de plus de 20'000 habitant(e)s, en log

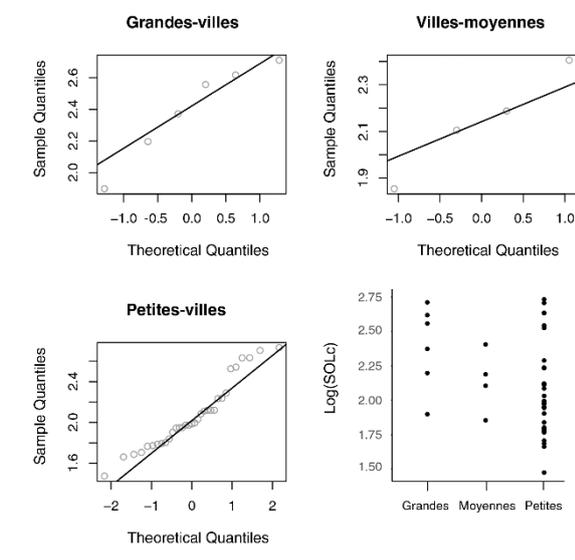


Figure 22 : histogrammes et qqplots des SOLc selon la taille des communes incluant une ville. Le manque d'observation rend difficile une confirmation des résultats du test de Shapiro-Wilk pour les grandes et moyennes villes.

Homogénéité des variances

Le test de Fligner-Killeen disposant d'une p -value (0.859) supérieure au seuil de rejet α , décèle que les différences entre les variances ne sont pas significatives.

Présence d'outliers

Aucun outlier n'a été détecté.

Gradient centre-périphérie

Normalité de la distribution

Le rejet de l'hypothèse nulle du test de Shapiro-Wilk (p -value < 0.05) ainsi que l'analyse de la figure 23 montrent que le sous-groupe « centres » ne suit pas une distribution normale. En effet,

l'histogramme et le qqplot illustrent un trou dans la distribution (valeurs < 1.5) qui se répercute par un non alignement des points le long de la droite normale pour les faibles valeurs. Quant aux deux autres sous-groupes (périurbain et suburbain), ils suivent une distribution normale car l'hypothèse nulle du test de Shapiro-Wilk est acceptée (p -value de 0.9079 pour le suburbain et de 0.1746 pour le périurbain), leurs coefficients d'asymétrie et d'aplatissement tendent vers 0 et les points s'alignent parfaitement sur les qqplots.

Homogénéité des variances

Le test de Fligner-Killeen dont la p -value (0.03376) est légèrement inférieure au seuil de rejet α , détecte qu'au moins une des variances se différencie d'au moins une autre.

Présence d'outliers

Aucun outlier n'a été détecté.

Histogramme et qqplots des SOLc selon un gradient centre-périphérie en logarithme

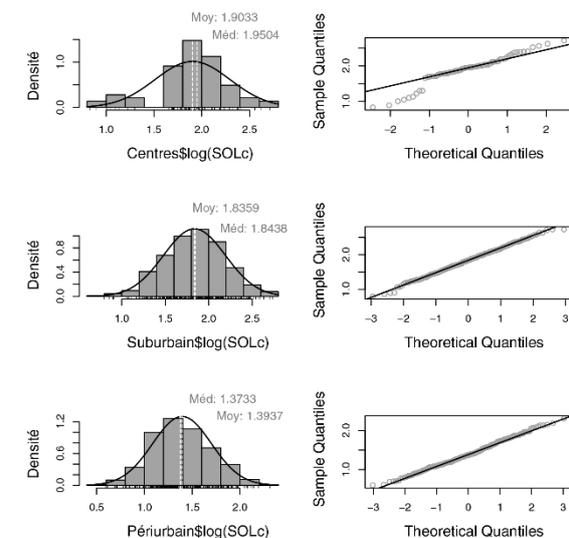


Figure 23 : histogrammes et qqplots des SOLc selon un gradient centre-périphérie. L'alignement des points sur la droite et les courbe en cloche témoignent d'une distribution normale pour les communes suburbaines et périurbaines.

Le tableau 3 résume l'ensemble des conclusions des analyses exploratoires précédentes. La plupart des données par sous-groupes ne répondant ni à l'assomption de normalité ni à celle de l'homogénéité des variances, l'analyse comparative consistera principalement en l'application de tests non paramétriques (Kruskal-Wallis, Mann-Whitney-Wilcox).

IV. Analyse comparative sous R

Tableau 3 : aspect paramétrique des données et type de tests à appliquer.

Taux de croissance en log	N sous-groupes	Normalité de la distribution	Homogénéité des variances	Type de test	Test de comparaison
Cantons	26	non	non	non paramétrique	Kruskal-Wallis
Aires métropolitaines	5	non	non	non paramétrique	Kruskal-Wallis
Urbain-rural	2	non	oui	non paramétrique	Mann-Whitney-Wilcoxon
Gradient centre-périphérie	3	non	oui	non paramétrique	Kruskal-Wallis
Taille des villes	3	oui	oui	paramétrique	Anova à un facteur
Régions linguistiques	4	non	non	non paramétrique	Kruskal-Wallis

SOLc en log	N sous-groupes	Normalité de la distribution	Homogénéité des variances	Type de test	Test de comparaison
Cantons	26	non	non	non paramétrique	Kruskal-Wallis
Aires métropolitaines	5	non	oui	non paramétrique	Kruskal-Wallis
Urbain-rural	2	non	oui	non paramétrique	Mann-Whitney-Wilcoxon
Gradient centre-périphérie	3	non	non	non paramétrique	Kruskal-Wallis
Taille des villes	3	non	oui	non paramétrique	Kruskal-Wallis
Régions linguistiques	4	non	non	non paramétrique	Kruskal-Wallis

Les tests de cette section visent à comparer l'homogénéité de certains paramètres de la population (Millot, 2014, p. 288), tels que k moyennes observées pour l'anova (analyse de variance à un facteur, $k \geq 2$) ou k médianes observées pour les tests de Mann-Withney-Wilcoxon ($k = 2$) et de Kruskal Wallis ($k \geq 2$).

L'avantage de ces deux derniers tests réside dans une minimisation de l'influence des valeurs extrêmes par la comparaison des médianes. Il est, néanmoins, possible de retranscrire les résultats des tests aux moyennes sous certaines conditions (distributions identiques, égalité de la différence entre la moyenne et la médiane) (Millot, 2014, p. 483).

Le tableau 3 indique les tests à appliquer aux différents niveaux géographiques de la Suisse en fonction du nombre k de sous-groupes, de la normalité de la distribution et de l'homogénéité des variances. Bien que la variable « taille des villes » demande l'utilisation d'une anova pour le taux de croissance, la majorité des analyses consisteront en un test de Kruskal-Wallis suivi d'une comparaison par paires (test unilatéral de Mann-Withney-

Wilcoxon) ou d'un test de tendance (Jonckheere-Terpstra).

Le test de Kruskal Wallis permettant une première estimation de l'existence de différences au sein de chaque sous-groupe, il est donc nécessaire d'effectuer des analyses complémentaires par paires, c'est-à-dire pour les $k(k-1)/2$ combinaisons possibles, ou selon un ordre préétabli pour évaluer les tendances au sein des différents sous-groupes de chaque variable qualitative. La figure 24 résume ainsi les tests appliqués en fonction de l'aspect paramétrique ou non de la distribution et du nombre k de sous-groupes.

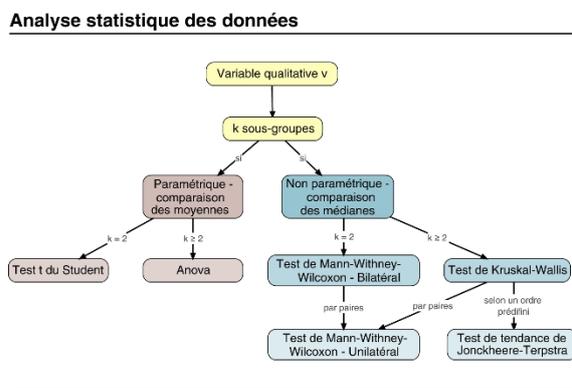


Figure 24 : schéma récapitulatif de l'analyse comparative des données.

Quant aux hypothèses, l'anova et le test de Kruskal-Wallis postulent comme hypothèse nulle « l'égalité des k moyennes (ou médianes pour Kruskal-Wallis) » et « une moyenne (respectivement médiane) au moins se différencie d'une autre » pour l'alternative.

Pour le test non paramétrique de Mann-Whitney-Wilcoxon, « l'égalité des deux médianes $Méd_1 = Méd_2$ » représente l'hypothèse nulle, « la différence des deux médianes $Méd_1 \neq Méd_2$ » l'alternative pour un test bilatéral, « la supériorité de la médiane $Méd_1 > Méd_2$ » l'alternative pour un test unilatéral droit et « l'infériorité de la médiane $Méd_1 < Méd_2$ » pour un test unilatéral gauche. Une p -value inférieure à 0.05 implique le rejet de l'hypothèse nulle et ainsi l'existence d'une différence significative entre les sous-groupes.

De plus, des graphiques en boîtes à moustaches (boxplot) ont été compilés pour confirmer les résultats des tests et éviter toutes conclusions contradictoires (Annexe 11) et des exemples de codes sous R en lien avec l'analyse comparative sont disponibles à l'annexe 10. Quant aux différents résultats, ils sont disponibles aux annexes 12 pour le taux de croissance et 13 pour les SOLc.

6. Présentation et discussion des résultats

Taux de croissance des émissions lumineuses en Suisse

période [1992-1995] à [2007-2010]

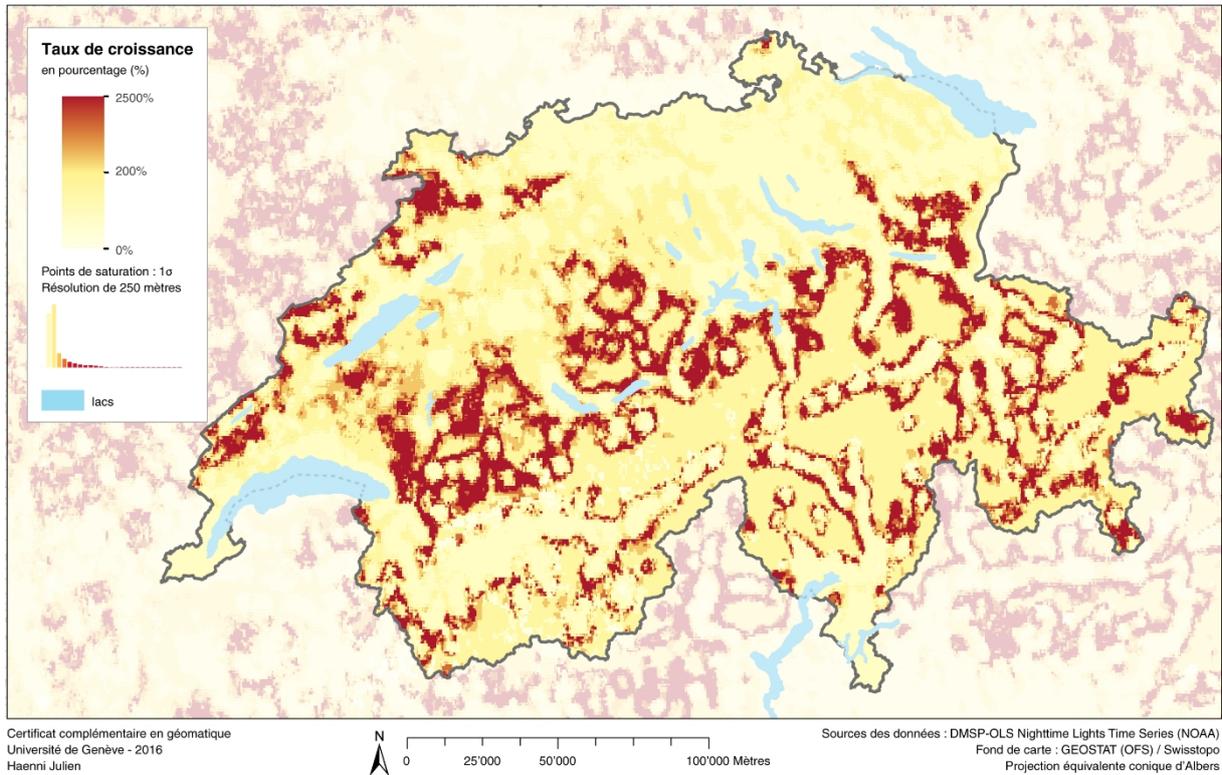


Figure 25 : carte des taux de croissance des émissions lumineuses en Suisse.

Taux de croissance des émissions lumineuses par communes suisses

période [1992-1995] à [2007-2010]

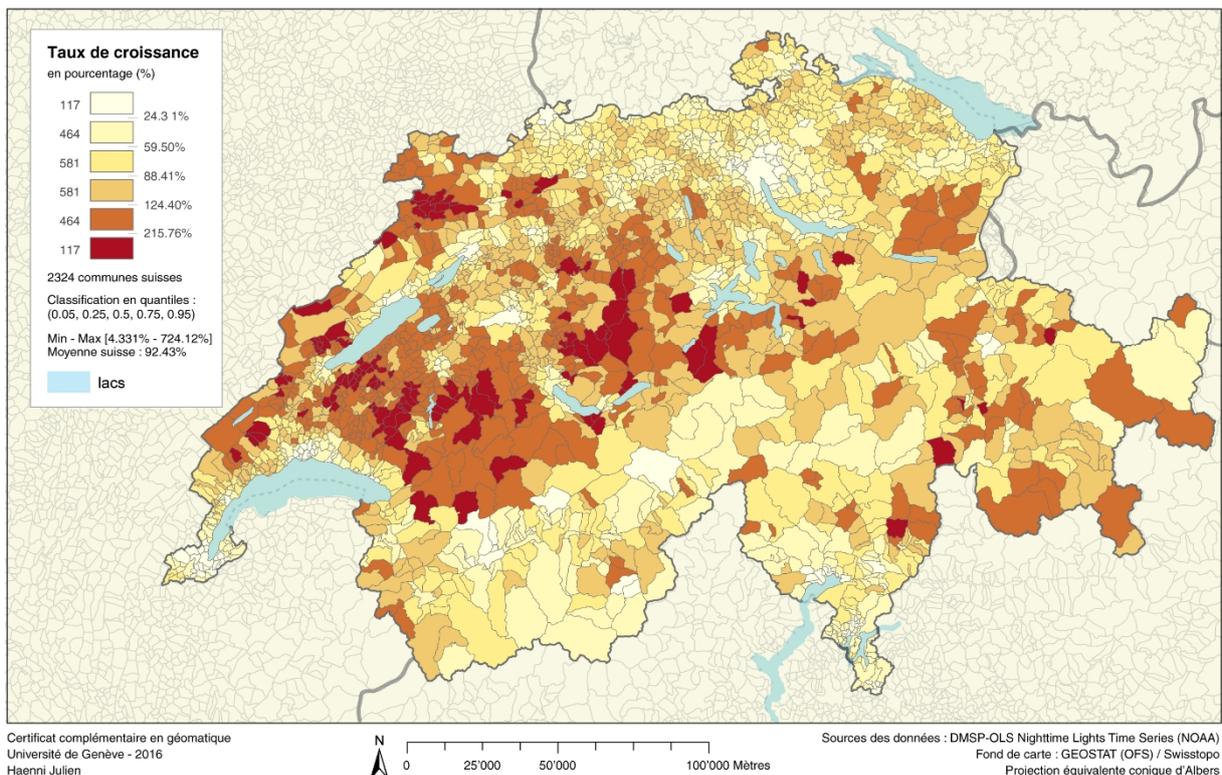
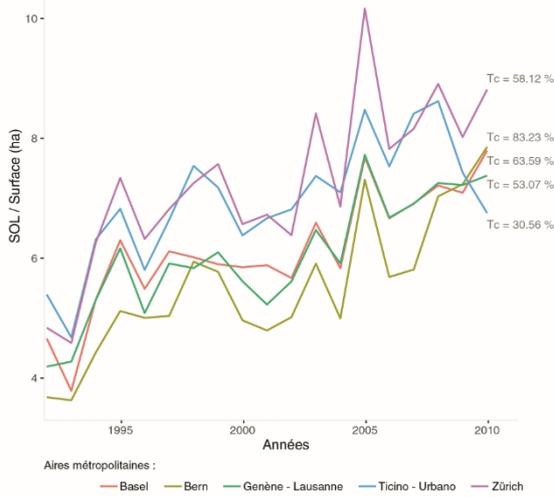
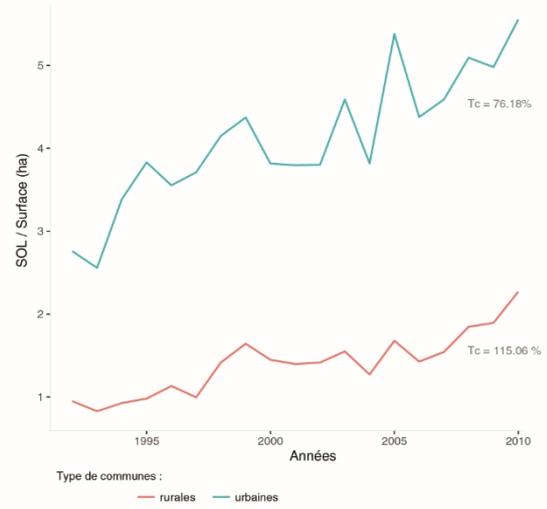


Figure 26 : carte des taux de croissance des émissions lumineuses par communes suisses.

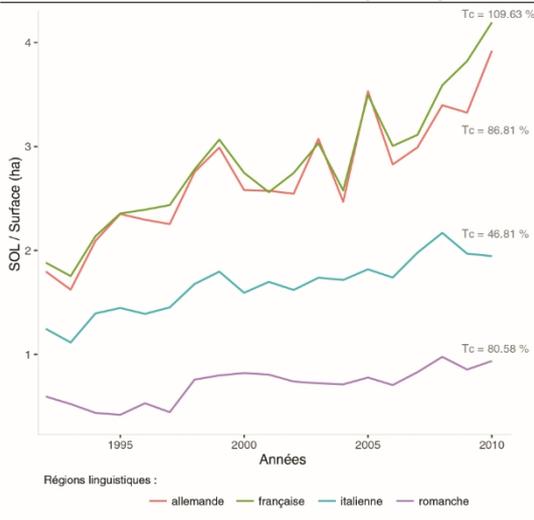
Evolution des émissions lumineuses par aires métropolitaines



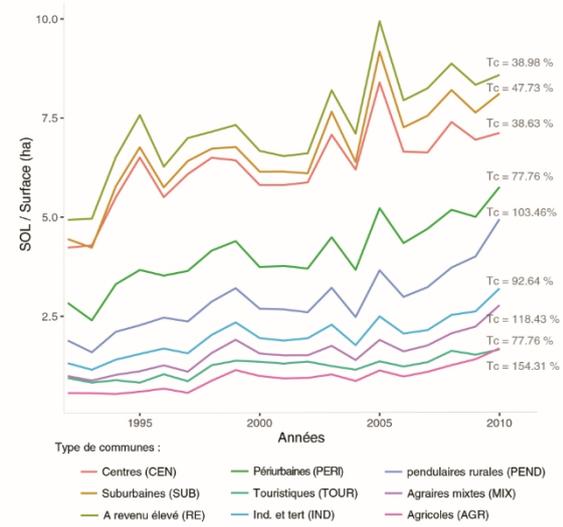
Evolution des émissions lumineuses de l'urbain et du rural



Evolution des émissions lumineuses par régions linguistiques



Evolution des émissions lumineuses par type de communes



Evolution des émissions lumineuses des communes incluant une ville selon leur taille

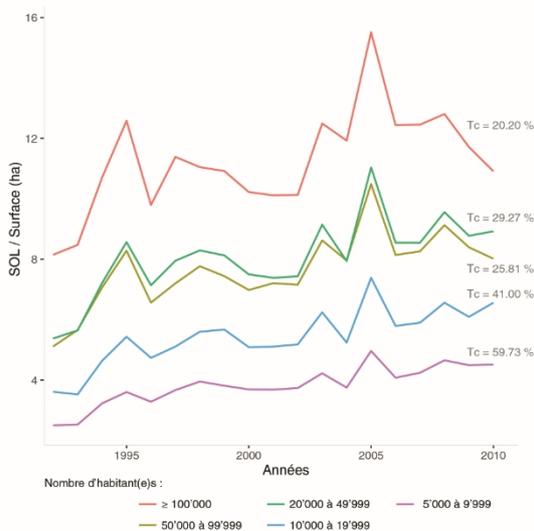


Figure 27 : Evolution de la somme des valeurs des pixels selon les niveaux géographiques de la Suisse.

Emissions lumineuses en Suisse

moyenne - avril 2015 à mars 2016

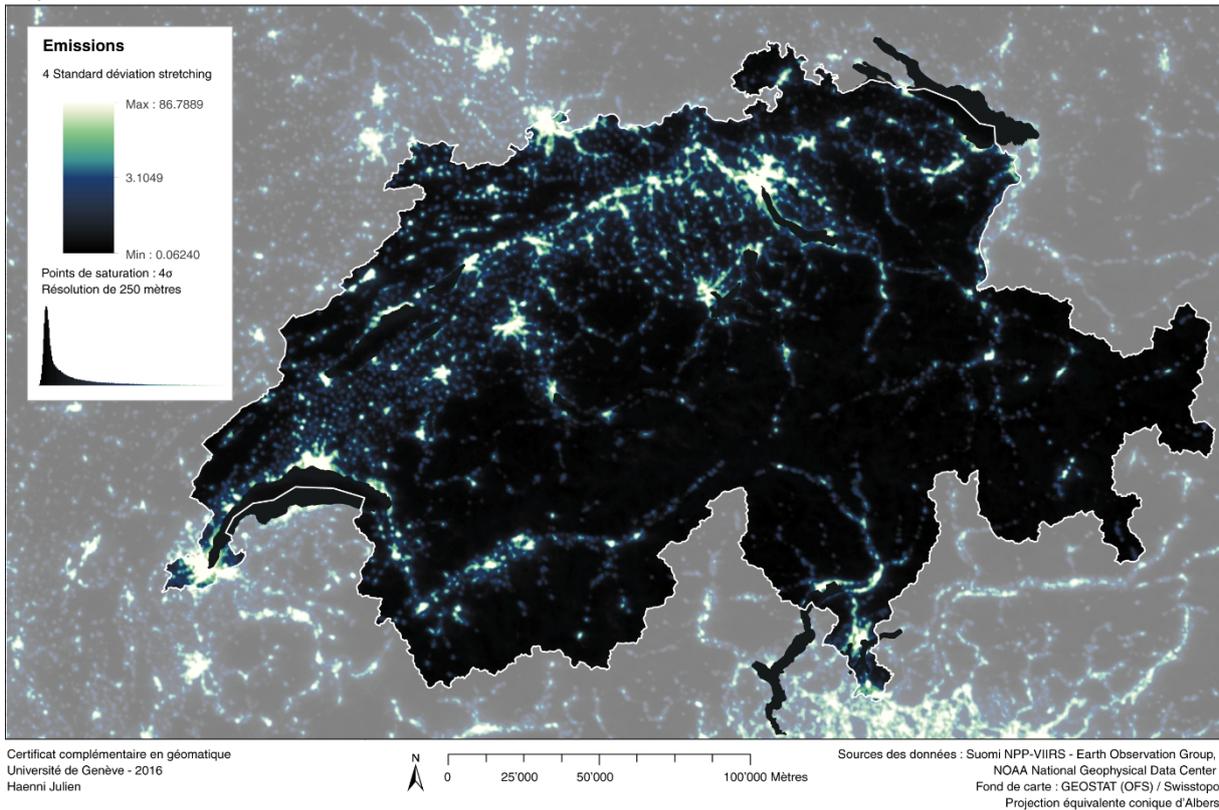


Figure 28 : carte de la répartition des émissions lumineuses en Suisse.

Emissions lumineuses par communes suisses

moyenne - avril 2015 à mars 2016

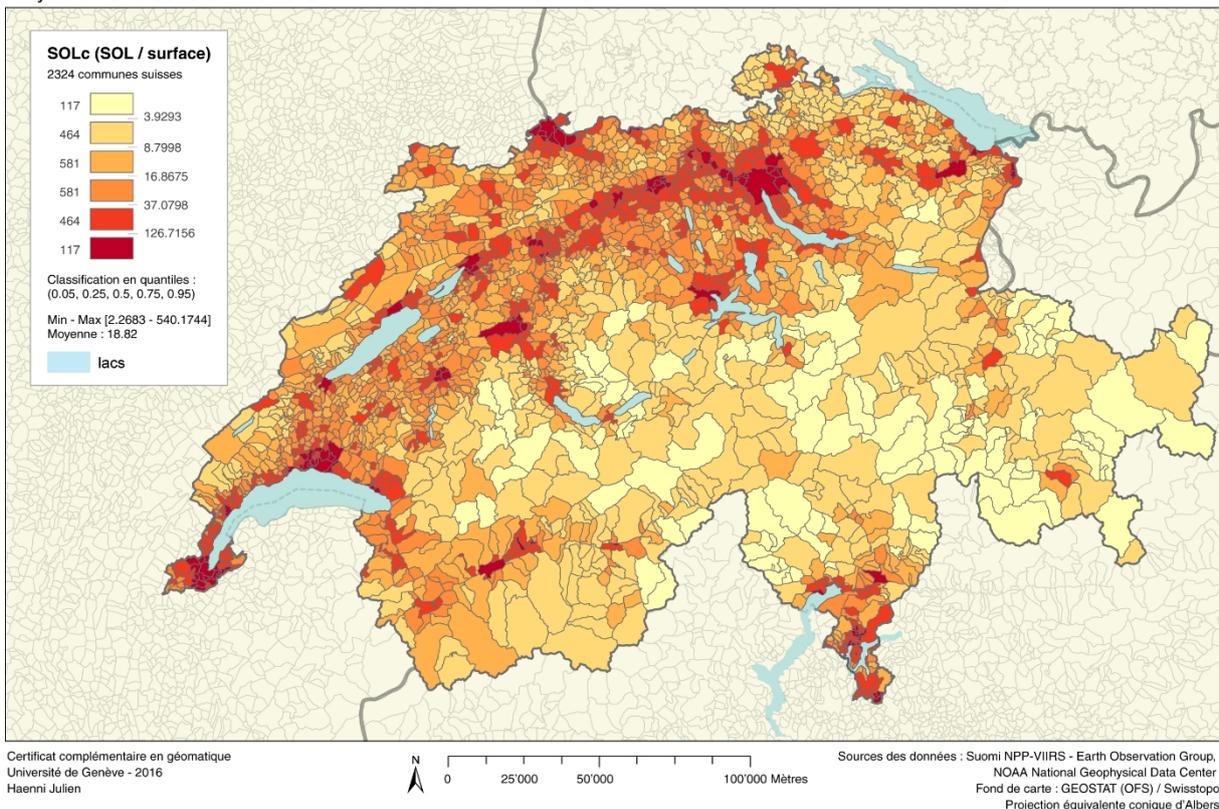


Figure 29 : carte de la répartition des émissions lumineuses par communes suisses.

Un accroissement global mais différencié

Les cartes précédentes (figures 25 et 26) ainsi que les tableaux de l'évolution des SOLc (figure 27) témoignent d'un accroissement général des émissions lumineuses entre 1992 et 2010 (taux médian de 88%). À l'échelle du pixel, la croissance s'opère principalement au nord des Alpes et dans les marges des territoires. A l'inverse, les espaces centraux présentent des taux moins élevés. Au niveau des communes, le constat est identique avec une opposition entre les espaces urbanisés (Genève, Lausanne, Zurich, etc.) et la périphérie. Telle l'urbanisation, les émissions lumineuses semblent se diluer et s'étaler sur le territoire suisse.

Quant à la distribution des émissions lumineuses, elles tendent à se concentrer dans les zones fortement urbanisées. En effet, la figure 28, bien que spatialisant les émissions lumineuses, évoque à s'y méprendre les surfaces urbanisées de la Suisse. Les grands centres urbains, le plateau et les vallées alpines se dessinent clairement en opposition aux zones reculées des Alpes. Le même constat s'applique en agrégeant les pixels au niveau communal (figure 29).

Par conséquent, il ressort de cette première analyse visuelle un accroissement modéré des émissions lumineuses dans les zones déjà intensément illuminées et fort dans les zones auparavant préservées (périphérie, vallées alpines, nord des alpes, etc.). En effet, les cartes des répartitions des émissions lumineuses semblent s'opposer à celles concernant les taux de croissance. Cette constatation est en partie confirmée par la forme du nuage de points de la figure 30, laissant présager une corrélation négative entre les émissions et le taux de croissance (corrélation de Spearman significative - Rho de -0.48).

Nuage de points entre le taux de croissance et les SOLc, en log

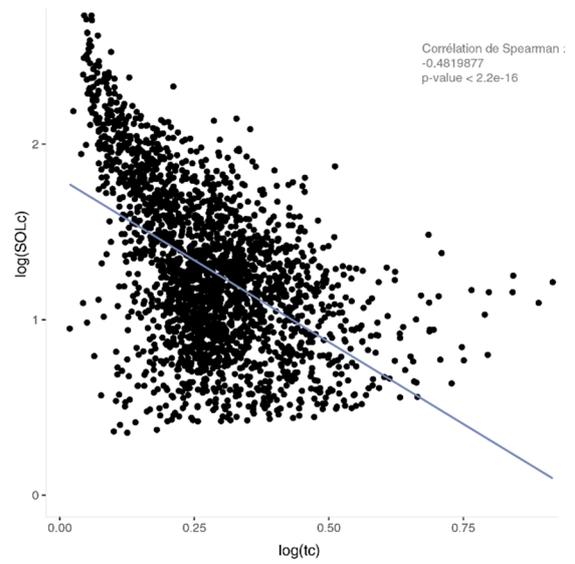


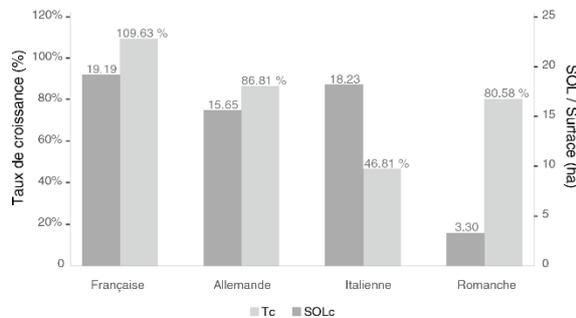
Figure 30 : Lien entre le taux de croissance et les émissions lumineuses, nuage de points et corrélation.

Des différences marquées entre les grandes entités

Les cantons, les régions linguistiques et les aires métropolitaines sont marqués par des différences significatives dans l'évolution et la répartition des émissions lumineuses (Test de Kruskal-Wallis significatif). Néanmoins aucune tendance significative n'a été observée en fonction de la taille de ces entités en nombre d'habitants (Test de Jonckheere-Terpstra non significatif) (figures 31, 32 et 33)

Malgré tout, les communes francophones possèdent généralement un taux de croissance et des émissions lumineuses plus élevés que les autres régions linguistiques.

Evolution et répartition médianes des émissions lumineuses selon la région linguistique



Kruskal-Wallis
significatif pour tc ($p < 2.2e-16$) et SOLc ($p < 2.2e-16$)

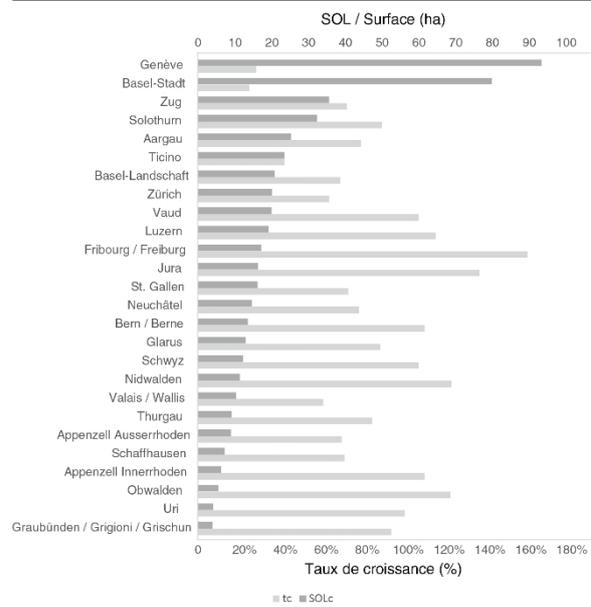
Jonckheere-Terpstra
non significatif pour tc ($p = 1$) et SOLc ($p = 1$)

Mann-Whitney-Wilcoxon unilatéral
 $tc_{française} > tc_{allemande}$ significatif ($p = 6.458e-14$) > $tc_{italienne}$ significatif ($p < 2.2e-16$)
 $tc_{romanche} > tc_{italienne}$ significatif ($p = 2.379e-05$)
 $SOLc_{française} > SOLc_{allemande}$ significatif ($p = 1.905e-12$)
 $SOLc_{allemande} > SOLc_{romanche}$ significatif ($p = 1.461e-15$)
 $SOLc_{française} > SOLc_{romanche}$ significatif ($p < 2.2e-16$)
 $SOLc_{italienne} > SOLc_{romanche}$ significatif ($p = 1.236e-10$)

Figure 31 : évolution et répartition médianes des émissions lumineuses par régions linguistiques.

Mis à part le Ticino-Urbano, la métropole Genève-Lausanne possède les émissions lumineuses significativement les plus importantes (55 - 26 à 36). Quant au taux de croissance, l'aire métropolitaine de Berne (83%) se détache considérablement des autres (30 à 64%). Ainsi, des entités à première vue similaires présentent des variations des émissions lumineuses et du taux de croissance considérables marquant par conséquent l'influence de la singularité de local dans l'estimation globale.

Evolution et répartition médianes des émissions lumineuses selon les cantons suisses

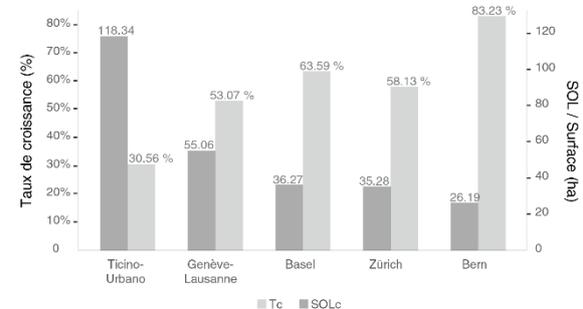


Kruskal-Wallis
significatif pour tc ($p < 2.2e-16$) et SOLc ($p < 2.2e-16$)

Jonckheere-Terpstra
non significatif pour tc ($p = 1$) et SOLc ($p = 1$)

Figure 32 : évolution et répartition médianes des émissions lumineuses par cantons suisses.

Evolution et répartition médianes des émissions lumineuses des aires métropolitaines



Kruskal-Wallis
significatif pour tc ($p < 2.554e-06$) et SOLc ($p < 1.236e-07$)

Jonckheere-Terpstra
non significatif pour tc ($p = 0.387$) et SOLc ($p = 1$)

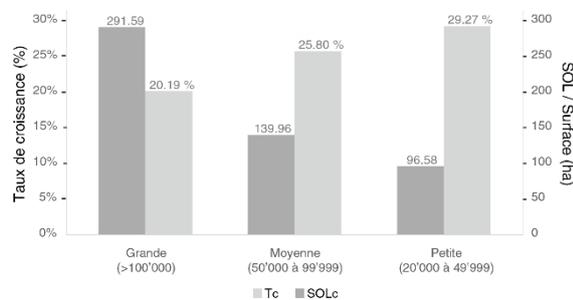
Mann-Whitney-Wilcoxon unilatéral
 $tc_{Bern} > tc_{Basel}$ significatif ($p = 7.959e-05$)
 $tc_{Bern} > tc_{Ticino-Urbano}$ significatif ($p = 2.769e-06$)
 $tc_{Bern} > tc_{Genève-Lausanne}$ significatif ($p = 5.603e-05$)
 $tc_{Basel} > tc_{Ticino-Urbano}$ significatif ($p = 2.254e-04$)
 $tc_{Bern} > tc_{Zürich}$ significatif ($p = 4.851e-06$)
 $tc_{Zürich} > tc_{Ticino-Urbano}$ significatif ($p < 2.208e-04$)
 $SOLc_{Genève-Lausanne} > SOLc_{Basel}$ significatif ($p = 1.751e-04$)
 $SOLc_{Genève-Lausanne} > SOLc_{Bern}$ significatif ($p = 1.132e-04$)
 $SOLc_{Genève-Lausanne} > SOLc_{Zürich}$ significatif ($p = 6.902e-08$)

Figure 33 : évolution et répartition médianes des émissions lumineuses par aires métropolitaines suisses.

Une faible différence entre les villes de taille différente

Les communes incluant une ville et classées selon leur taille (petite, moyenne et grande) présentent des différences non significatives dans l'évolution des émissions lumineuses (Anova) et dans sa répartition (Kruskall-Wallis). Cependant une différence significative (*p-value* de 0.0428) entre les émissions lumineuses des communes de grande et petite taille laisse entrevoir une diminution des émissions lorsque la taille diminue (SOLc de 292 à 97) (figure 34)

Evolution et répartition médianes des émissions lumineuses des communes de plus de 20'000 habitant(e)s incluant une ville



Kruskall-Wallis
non significatif pour SOLc ($p = 0.09808$)

Jonckheere-Terpstra
non significatif pour SOLc ($p = 1$)

Mann-Whitney-Wilcoxon bilatéral
 $SOLc_{grande} = SOLc_{moyenne}$ non significatif ($p = 0.1714$)
 $SOLc_{grande} = SOLc_{petite}$ significatif ($p = 0.04289$)
 $SOLc_{moyenne} = SOLc_{petite}$ non significatif ($p = 0.493$)

Anova à un facteur
non significatif pour tc ($p = 0.202$)
Pairwise t-test non significatif

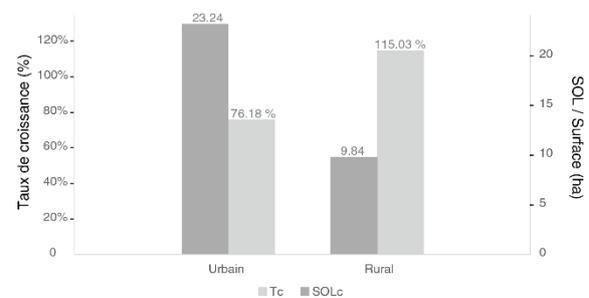
Figure 34 : évolution et répartition médianes des émissions lumineuses des communes suisses incluant une ville et selon leur taille.

Un rattrapage des communes rurales

Bien que les émissions lumineuses soient significativement plus élevées dans les communes urbaines (figure 35), les communes rurales ont connu un doublement des émissions lumineuses (115%) entre 1992 et 2010. À terme, cet accroissement significativement plus élevé pourrait se traduire par un rattrapage des communes rurales. Ce constat, confirmant les analyses visuelles des cartes, est relativement inquiétant car les zones rurales sont les plus sensibles aux émissions lumineuses par leur caractère naturel. Quant aux nombreuses raisons possibles, l'étalement urbain provoquant un éclairage public des communes rurales représenterait une cause probable. En effet, le développement de l'urbain dans ces régions s'accompagne d'une illumination des routes nouvelles ou existantes provoquant ainsi une augmentation des émissions lumineuses.

Ainsi, les communes urbaines présentant des émissions lumineuses plus intenses (23) et un taux de croissance plus faible (76%) que les communes rurales (10 et tc de 115%), l'hypothèse de départ est donc partiellement correcte.

Evolution et répartition médianes des émissions lumineuses par communes urbaines et rurales



Mann-Whitney-Wilcoxon bilatéral
significatif pour tc ($p < 2.2e-16$) et SOLc ($p < 2.2e-16$)

Mann-Whitney-Wilcoxon unilatéral
 $tc_{urbain} < tc_{rural}$ significatif ($p < 2.2e-16$)
 $SOLc_{urbain} > SOLc_{rural}$ significatif ($p < 2.2e-16$)

Figure 35 : évolution et répartition médianes des émissions lumineuses selon les communes urbaines et rurales.

Une intensification des émissions lumineuses à la périphérie

L'éloignement au centre implique une diminution significative des émissions lumineuses mais une augmentation du taux de croissance de ces dernières. Le gradient centre-périphérie est donc vérifié pour l'intensité des émissions lumineuses mais inversé pour le taux de croissance. Ce gradient inversé témoigne de nouveau de la diffusion de la lumière vers la périphérie et de son rattrapage relatif. Alors que les communes centrales (SOLc de 90, tc de 39%) et suburbaines (SOLc de 70 et tc de 48%) se différencient faiblement, les communes périurbaines s'en distinguent fortement avec un fort taux de croissance (74%) et de faibles émissions lumineuses (24).

Evolution et répartition médianes des émissions lumineuses selon un gradient centre-périphérie

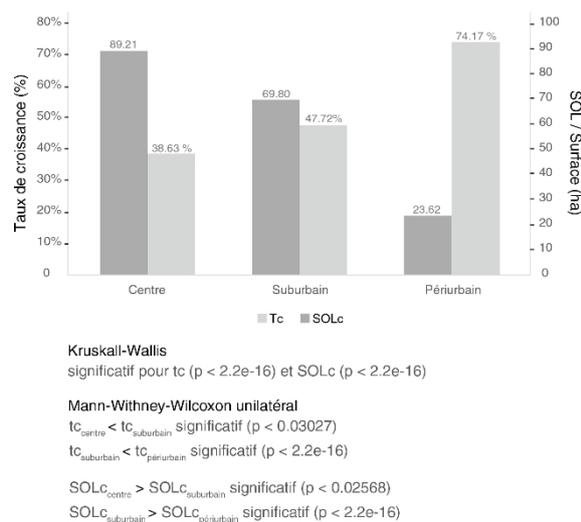


Figure 36 : évolution et répartition médianes des émissions lumineuses selon un gradient centre-périphérie.

En résumé, les émissions lumineuses actuelles se concentrent principalement dans les régions aux caractéristiques urbaines, peu importe la taille de ces dernières. Au contraire, les communes périphériques ou rurales présentent des émissions lumineuses de faible ampleur.

A l'opposé d'un déclin ou d'une stabilité, la croissance strictement positive témoigne d'un accroissement général des émissions lumineuses de toutes les communes suisses entre 1992 et 2010. En outre, cette augmentation affecte fortement les communes rurales ou périphériques et

passablement les communes urbaines ou centrales. Ainsi, la tendance pour la période 1992-2010 est à la diffusion des émissions lumineuses vers la périphérie. Se réalisant en même temps que le phénomène d'étalement urbain que connaît la Suisse depuis la fin du 20^{ème} siècle, cette propagation en tâche d'huile suivrait ainsi une urbanisation incontrôlée.

Par conséquent, seul un changement dans le modèle d'urbanisation de la Suisse permettrait de freiner cette tendance à l'expansion des émissions lumineuses. La révision de la loi sur l'aménagement du territoire (LAT – Mai 2014), garantissant une utilisation mesurée du sol, laisse espérer une densification des zones urbaines et donc une concentration des émissions lumineuses dans ces dernières. Ainsi, une attention particulière devra être portée à l'aménagement de ces zones densifiées pour éviter un aggravement du phénomène par une sur-illumination. À ce propos, un tel contrôle des émissions lumineuses demande forcément une évolution des pratiques dans la fabrication de la ville nocturne. L'élaboration de normes au niveau fédéral, d'un plan directeur lumineux cantonal ou d'une planification lumineuse communale représenteraient ainsi des pistes de réflexion intéressantes pour endiguer le phénomène.

7. Faiblesses de l'étude et perspectives

Des faiblesses constatées au sein de l'étude impliquent de prendre les résultats avec une certaine prudence. La détection des émissions lumineuses par les satellites, leur propagation dans l'atmosphère et leur contribution à la pollution lumineuse représentent des mécanismes encore fortement méconnus et complexes (Zhang et al., 2015, p. 304).

Les deux capteurs OLS et VIIRS, dont l'unique canal dispose d'une bande spectrale passablement limitée (500 à 800 nm), ne peuvent totalement « capture the multispectral irradiance of the light source » (Bennie et al., 2014, p. 4). De surcroît, Bennie et al. (2014, p. 4) révèlent qu'une modification du type d'éclairage impliquerait des changements trompeurs dans la luminosité capturée. Ainsi, il est primordial de concevoir des capteurs dédiés exclusivement à l'observation des sources de lumières artificielles afin d'obtenir des images plus adaptées à la problématique de la pollution lumineuse (haute résolution spatiale, canaux multi-spectraux, haute sensibilité aux faibles émissions, non saturation, etc.).

Quant aux images DMSP-OLS annuelles issues de plusieurs capteurs différents, elles souffrent du manque de calibration interne et nécessitent donc une inter-calibration avant leur utilisation. Cette dernière, utilisant la méthode de l'invariance de trois régions de Wu et al. (2013), comporte une certaine subjectivité dans le choix des zones invariantes et représente donc une source d'erreurs possibles. Bien qu'elle offre l'avantage de diminuer la saturation des centres urbains et les écarts inter et intra-annuels, la méthode se révèle inadaptée « *if the study area is small and only a small number of pixels are involved* » (Wu et al., 2013, p. 7366), ce qui pourrait être le cas pour certaines communes aux faibles dimensions. Cependant, l'agrégation des communes selon les niveaux géographiques de la Suisse et la construction d'un taux de croissance à partir de la moyenne des périodes 1992-1995 et 2007-2010, permettraient de minimiser sensiblement les erreurs dues à l'inter-calibration.

Finalement, l'heure de passage des satellites DMSP (19h30) ou Suomi NPP (1h30) ne correspondant pas à la période d'utilisation maximale de l'éclairage artificiel (22h) (Elvidge et al., 2013 p. 63), les émissions lumineuses capturées par les satellites sous-estimerait théoriquement la situation réelle. En effet, l'éclairage public fonctionne selon des horaires différents en fonction de la saison ou de l'avancée de la nuit. Ainsi, il n'est pas rare que les villes diminuent l'éclairage public au-delà d'une certaine heure influençant donc sensiblement la détection des émissions lumineuses par le satellite Suomi NPP.

Quant aux recommandations, l'expression de la pollution lumineuse à de multiples échelles et la forte dynamique urbaine impliquent une constante adaptation de l'unité d'analyse et de la résolution spatiale au phénomène étudié. Bien que les typologies territoriales suisses du début du second millénaire correspondent à la période temporelle des images satellitaires utilisées et qu'elles soient donc adaptées pour une analyse macro, il est primordial de repenser l'unité d'analyse au niveau micro. Ainsi, des analyses aux niveaux des pixels en fonction de l'utilisation du sol (croisement des pixels et de la statistique suisse la superficie – résolution de 100m) ou des différentes densités (habitants, emploi, bâti) sembleraient particulièrement intéressantes mais nécessiteraient une haute résolution spatiale des images satellitaires nocturnes.

8. Conclusion

L'utilisation d'images satellitaires DMSP-OLS et NPP-VIIRS a permis d'estimer la répartition actuelle des émissions lumineuses et son évolution entre 1992 et 2010 en Suisse. Alors que les émissions lumineuses se différencient peu entre les villes de taille différente, elles sont plus élevées dans les communes centrales et diminuent progressivement vers la périphérie. À l'inverse le taux de croissance est plus fort dans les communes rurales qu'urbaines. Ainsi, les émissions lumineuses tendent vers les marges des territoires en suivant la forte expansion urbaine des communes suburbaines, périurbaines et rurales, illustrant ainsi la profonde relation liant urbanisation et émissions lumineuses. Par conséquent, l'étalement urbain s'accompagnerait d'une illumination par le développement de l'éclairage public artificiel.

Quant à la méthodologie, sa diffusion, son application et sa réplication vers d'autres territoires constituent une possibilité prometteuse et encourageante. En effet, la grande disponibilité des images satellitaires DMSP-OLS et NPP-VIIRS et leur couverture mondiale offrent des perspectives innombrables. Néanmoins, l'étude a montré les limites de l'utilisation des images satellitaires dans l'estimation de la pollution lumineuse. Bien que ces dernières soient particulièrement adaptées pour évaluer l'évolution et la distribution des émissions lumineuses à une échelle globale, leur faible résolution actuelle rend impossible une analyse à l'échelle locale. Mais la pollution lumineuse ne s'exprime-t-elle pas finalement au niveau de la rue, du trottoir, du lampadaire ?

Néanmoins, la forte progression globale des émissions lumineuses en Suisse (taux de croissance médian de 88.44 % et taux moyen de 92.43 % entre 1992 et 2010, soit un doublement) témoigne de l'échec des recommandations édictées par l'office fédéral de l'environnement, des forêts et du paysage (OFEP) en 2005 (Klaus et al., 2005) et d'un dysfonctionnement du système d'éclairage public actuel. Dans un tel contexte, où recommander se révèle insuffisant, la confédération ne devrait-elle pas adapter ses législations, ses ordonnances et ses

réglementations pour réduire considérablement les émissions lumineuses ? Il est aisé de comprendre qu'à la différence du bruit, la détermination d'un seuil ou d'une limitation des émissions se révèle problématique et complexe car la lumière est indispensable au maintien des activités nocturnes. À quelle intensité la lumière devient-elle une nuisance pour l'homme ou une pollution pour la nature ? Où situer la frontière entre l'illumination et la sur-illumination ?

Mais l'obstacle primitif n'est-il pas finalement l'obscur symbolique de progrès que l'homme attribue à la lumière ?

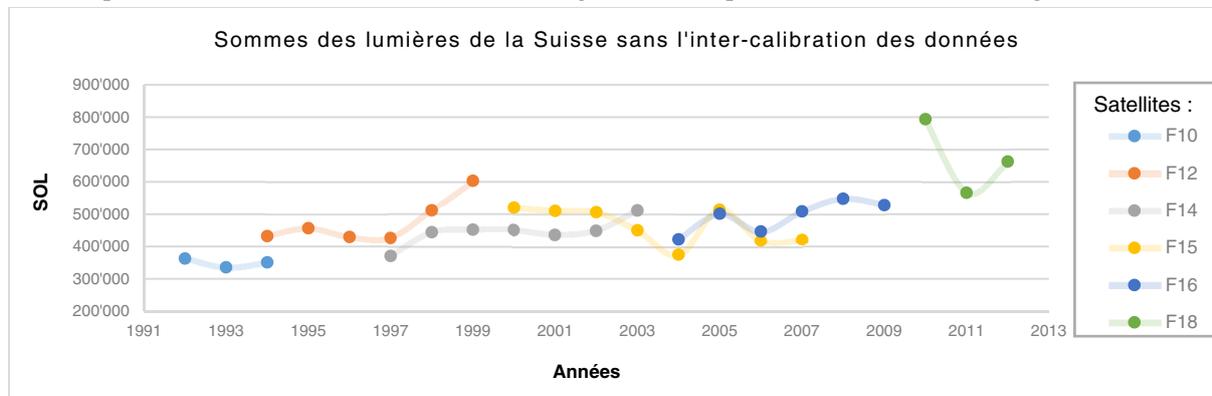
9. Références bibliographiques

- Bennie, J., Davies, T. W., Duffy, J. P., Inger, R., et Gaston, K. J. (2014). Contrasting trends in light pollution across Europe based on satellite observed night time lights. *Scientific Reports*, 4. <http://doi.org/10.1038/srep03789>
- Cao, C., et Bai, Y. (2014). Quantitative Analysis of VIIRS DNB Nightlight Point Source for Light Power Estimation and Stability Monitoring. *Remote Sensing*, 6(12), 11915-11935. <http://doi.org/10.3390/rs61211915>
- Chabanet, C., & Dessaint, F. (2015). *Outliers ou données extrêmes, comment les détecter ? que faire de ces observations ?* Consulté à l'adresse <http://informatique-mia.inra.fr/r4ciam/sites/ciam.inra.fr.r4ciam/files/Tutoriels/outliers-v7.pdf>
- Challeat, S. (2009). La pollution lumineuse : passer de la définition d'un problème à sa prise en compte technique. In Deleuil, J.-M. (Ed.), *Eclairer la ville autrement. Innovations et expérimentations en éclairage public* (pp. 182-197). Lausanne : presses polytechniques et universitaires romandes.
- Cinzano, P., Falchi, F., et Elvidge, C. D. (2001). The first world atlas of the artificial night sky brightness. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 328(3), 689-707.
- Elvidge, C. D., Baugh, K. E., Zhizhin, M., et Hsu, F.-C. (2013). Why VIIRS data are superior to DMSP for mapping nighttime lights. *Proceedings of the Asia-Pacific Advanced Network*, 35(0), 62-69. <http://doi.org/10.7125/APAN.35.7>
- Elvidge C. D., Hsu, F.-C., Baugh, E. K., et Ghosh, T. (2014). National Trends in Satellite-Observed Lighting: 1992-2012. In *Global Urban Monitoring and Assessment through Earth Observation* (Vol. 1-0, p. 97-120). CRC Press. Consulté à l'adresse <http://www.crcnetbase.com/doi/abs/10.1201/b17012-9>
- Field, A. P., Field, Z., et Miles, J. (2013). *Discovering statistics using R*. Los Angeles: Sage.
- Galloway, T., Olsen, R. N., et Mitchell, D. M. (2010). The economics of global light pollution. *Ecological Economics*, 69(3), 658-665.
- Gaston, K. J., Bennie, J., Davies, T. W., et Hopkins, J. (2013). The ecological impacts of nighttime light pollution: a mechanistic appraisal. *Biological Reviews*, 88(4), 912-927. <http://doi.org/10.1111/brv.12036>
- Gaston, K. J., Duffy, J. P., Gaston, S., Bennie, J., et Davies, T. W. (2014). Human alteration of natural light cycles: causes and ecological consequences. *Oecologia*, 176(4), 917-931. <http://doi.org/10.1007/s00442-014-3088-2>
- Guay, J.-H. (2014). *Statistiques en sciences humaines avec R: sciences sociales et psychologie*. Louvain-la-Neuve: De Boeck.
- Haenni, J. (2016). *Automatisation de l'inter-calibration des images satellitaires DMSP-OLS nighttime lights time series, application de la méthode d'élvidge et vérification des résultats pour la Suisse* [Rendu Geotools-Programmation]. Genève : université, certificat complémentaire en géomatique
- Han, P., Huang, J., Li, R., Wang, L., Hu, Y., Wang, J., et Huang, W. (2014). Monitoring Trends in Light Pollution in China Based on Nighttime Satellite Imagery. *Remote Sensing*, 6(6), 5541-5558. <http://doi.org/10.3390/rs6065541>
- Hölker, F., Wolter, C., Perkin, E. K., et Tockner, K. (2010). Light pollution as a biodiversity threat. *Trends in Ecology & Evolution*, 25(12), 681-682. <http://doi.org/10.1016/j.tree.2010.09.007>
- Kobler, R. L., Lüscher, C., et Theis, G. (2002). Die Lichtverschmutzung in der Schweiz. *Mögliche Auswirkungen und praktische Lösungsansätze*. Consulté à l'adresse http://www.starpointing.com/images/lightpollution/rlkobler_dipl.pdf
- Masboungi, A., et Gravelaine, F. de. (2003). *Penser la ville par la lumière*. Paris, France: Editions de La Villette.
- Mathieu, F. (2015). *Le Phénomène, Synthèse philosophique*. Montpellier.
- Meier, J., Hasenöhr, U., Krause, K., et Pottharst, M. (Éd.). (2014). *Urban Lighting, Light Pollution and Society* (1 édition). New York: Routledge.
- Millot, G. (2014). *Comprendre et réaliser les tests statistiques à l'aide de R: manuel de biostatistique* (3e éd). Bruxelles: De Boeck Université.
- Navara, K. J., et Nelson, R. J. (2007). The dark side of light at night: physiological, epidemiological, and ecological consequences. *Journal of Pineal Research*, 43(3), 215-224. <http://doi.org/10.1111/j.1600-079X.2007.00473.x>
- Novalis. (1990). *Hymnes à la nuit - Cantiques spirituels*, traduit de l'allemand par R. Voyat, Paris, la Différence.
- R Core Team (2016). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>
- Weng, Q. (2014). *Global Urban Monitoring and Assessment through Earth Observation*. CRC Press.
- Wu, J., He, S., Peng, J., Li, W., et Zhong, X. (2013). Intercalibration of DMSP-OLS night-time light data by the invariant region method. *International Journal of Remote Sensing*, 34(20), 7356-7368. <http://doi.org/10.1080/01431161.2013.820365>
- Zhang, Q., Levin, N., Chalkias, C., et Letu, H. (2015). Nighttime Light Remote Sensing: Monitoring Human Societies from Outer Space. In *Remote Sensing of Water Resources, Disasters, and Urban Studies* (Vol. 1-0, p. 289-310). CRC Press. Consulté à l'adresse <http://www.crcnetbase.com/doi/abs/10.1201/b19321-18>

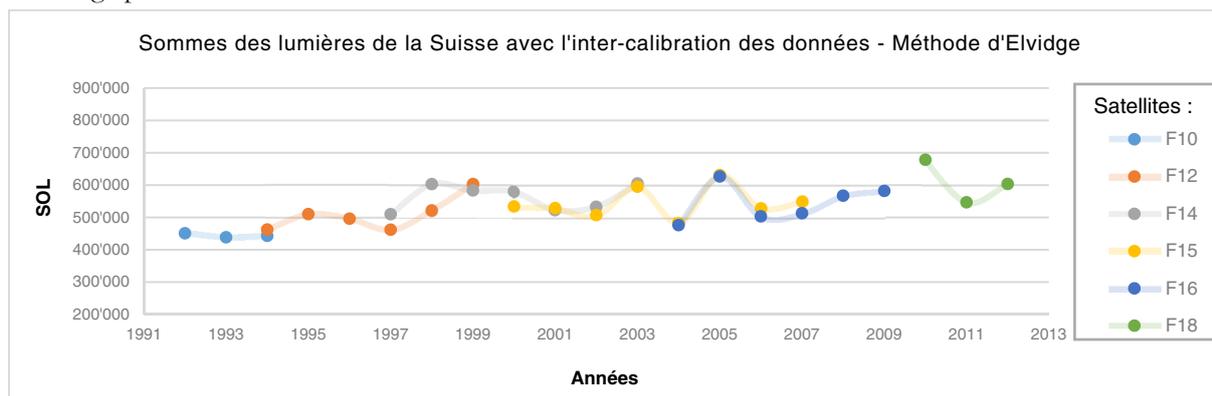
10. Annexes

Annexe 1 : contrôle de l'inter-calibration des images satellitaires DMSP-OLS

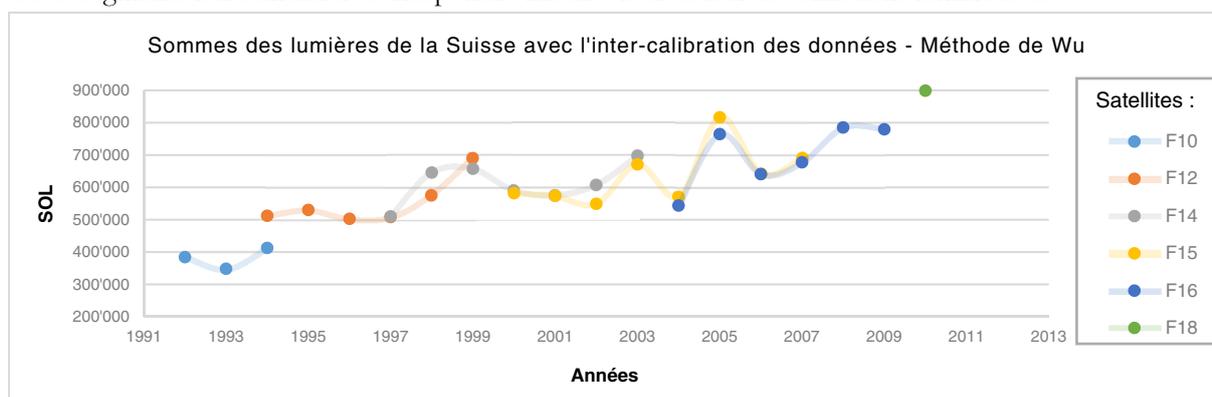
Le tableau suivant, rassemblant les SOL sans inter-calibration, montre des écarts importants entre les images d'année identique mais de capteurs différents. En effet, les valeurs ont tendance à ne pas se superposer d'où un manque de cohérence entre les différentes images et une impossibilité d'utiliser les images satellitaires.



Au contraire, les SOL disponibles sur le tableau ci-dessous (méthode d'Elvidge) présentent une correspondance forte après l'inter-calibration. Les images de même année tendent à prendre des valeurs proches malgré l'utilisation de capteurs différents. Ainsi, le processus d'inter-calibration de la méthode d'Elvidge permet une harmonisation des valeurs en réduisant sensiblement les écarts.



Quant à la méthode d'inter-calibration de Wu (tableau ci-dessous), elle permet tout comme la méthode d'Elvidge de réduire notablement les écarts entre les images de capteurs différents, d'augmenter la continuité et d'harmoniser les données. En plus, elle résout le problème de saturation des images satellitaires DMSP-OLS. Contrairement à la méthode d'Elvidge où la somme des lumières pour la Suisse évolue relativement peu (stable), la méthode de Wu montre une croissance progressive de la somme des lumières pour la Suisse. Cette augmentation semblerait correspondre mieux à la situation des émissions lumineuses.



Annexe 2 : les différents niveaux de la Suisse

<i>Typologie</i>	<i>intitulés</i>	<i>valeurs</i>	
<i>Canton</i>	Zürich	Zürich	
	Bern / Berne	Bern	
	Luzern	Luzern	
	Uri	Uri	
	Schwyz	Schwyz	
	Obwalden	Obwalden	
	Nidwalden	Nidwalden	
	Glarus	Glarus	
	Zug	Zug	
	Fribourg / Freiburg	Fribourg	
	Solothurn	Solothurn	
	Basel-Stadt	Basel-Stadt	
	Basel-Landschaft	Basel-Landschaft	
	Schaffhausen	Schaffhausen	
	Appenzell Ausserrhoden	Appenzell Ausserrhoden	
	Appenzell Innerrhoden	Appenzell Innerrhoden	
	St. Gallen	St. Gallen	
	Graubünden / Grigioni / Grischun	Graubünden	
	Aargau	Aargau	
	Thurgau	Thurgau	
	Ticino	Ticino	
	Vaud	Vaud	
	Valais / Wallis	Valais	
	Neuchâtel	Neuchâtel	
	Genève	Genève	
	Jura	Jura	
	<i>Régions linguistiques 2000</i>	Région linguistique allemande	allemande
		Région linguistique française	française
Région linguistique italienne		italienne	
Région linguistique romanche		romanche	
<i>Aires métropolitaines 2005</i>	Zürich	Zürich	
	Genève-Lausanne	Genève-Lausanne	
	Basel	Basel	
	Bern	Bern	
<i>Taille des communes par classes 2012</i>	Ticino Urbano	Ticino Urbano	
	≥ 100'000 habitant(e)s	1	
	50'000 - 99'999 habitant(e)s	2	
	20'000 - 49'999 habitant(e)s	3	
	10'000 - 19'999 habitant(e)s	4	
	5'000 - 9'999 habitant(e)s	5	
	2'000 - 4'999 habitant(e)s	6	
	1'000 - 1'999 habitant(e)s	7	
< 1'000 habitant(e)s	8		
<i>Espace à caractère urbain 2012</i>	Commune-centre d'agglomération (ville-centre)	1	
	Commune-centre d'agglomération (centre principal)	2	
	Commune-centre d'agglomération (centre secondaire)	3	
	Commune de la couronne d'agglomération	4	
	Commune multi-orientée	5	
	Commune-centre hors agglomération	6	
	Commune rurale sans caractère urbain	0	
<i>Villes 2012</i>	oui (ville)	1	
	non	0	
<i>Types de communes (9)</i>	Centres (CEN)	1	
	Communes suburbaines (SUB)	2	
	Communes à revenu élevé (RE)	3	
	Communes périurbaines (PERI)	4	
	Communes touristiques (TOUR)	5	
	Communes industrielles et tertiaires (IND)	6	
	Communes pendulaires rurales (PEND)	7	
	Communes agraires-mixtes (MIX)	8	
	Communes agricoles (AGR)	9	

Annexe 3 : Exemple de code R - Analyse descriptive pour l'ensemble des communes

```
# Création des graphiques
graph_variable_quantitative <- ggplot(table_x, aes(x=variable_quantitative))

# Histogrammes avec la courbe de distribution normale associée, la moyenne et la médiane
graph_variable_quantitative + geom_histogram(aes(y = ..density..), fill = "#A4A4A4", colour = "black", binwidth = 0.2)
+ stat_function(fun=dnorm, args = list(mean = mean(table_x$variable_quantitative), sd = sd(table_x$variable_quantitative)), colour = "navyblue",
size = 1)
+ geom_vline(aes(xintercept=mean(table_x$variable_quantitative)), color="blue", linetype="dashed", size=0.5)
+ geom_vline(aes(xintercept=median(table_x$variable_quantitative)), color="red", linetype="dashed", size=0.5)
+ geom_rug()

# Boxplots
boxplot(table_x$variable_quantitative, horizontal=TRUE, col="#A4A4A4")

# Calcul des outliers pour le table_x total et le logarithme du table_x total – Analyse des cas dont le z-score est > |3|
table_x$z_score <- scale(table_x$variable_quantitative, center = TRUE, scale = TRUE)

# Statistique descriptive après la suppression des outliers
describe(table_x_c$variable_quantitative)

# Test de la normalité de la distribution - Test de Shapiro-Wilk
shapiro.test(table_x$variable_quantitative)
```

Annexe 4 : Exemple de code R - Analyse descriptive par sous-groupes

```
# Conversion en facteur
table_x$variable_qualitative <- as.factor(table_x$variable_qualitative)

# Analyse des graphiques en boîtes à moustaches - mise en évidence des outliers
graph1 <- ggplot(table_x, aes(x=variable_qualitative, y = variable_quantitative))
graph1 + geom_boxplot(fill="#A4A4A4", color="black")

# Création de k sous-groupes
c_1 <- subset(table_x, table_x$variable_qualitative=="1")
c_2 <- subset(table_x, table_x$variable_qualitative=="2")
c_k <- subset(table_x, table_x$variable_qualitative=="k")

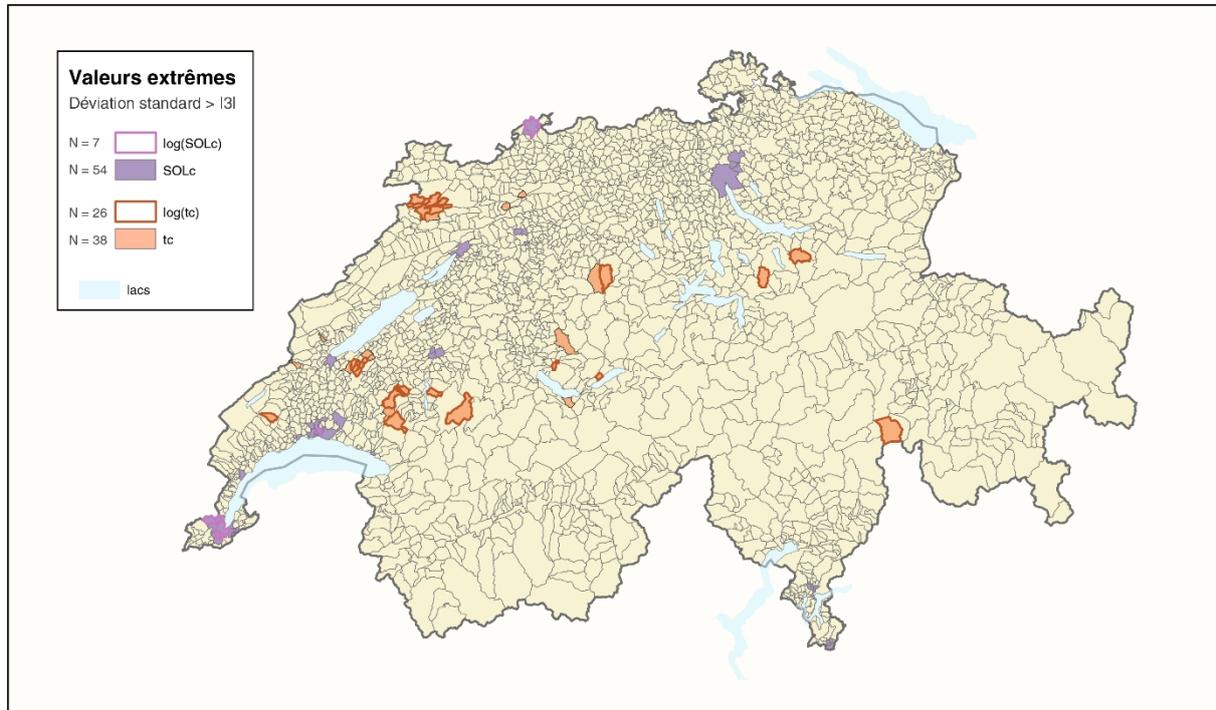
# Identification des outliers d'écart-type > |3|
c_1$z_score <- scale(c_1$variable_quantitative, center = TRUE, scale = TRUE)
c_2$z_score <- scale(c_2$variable_quantitative, center = TRUE, scale = TRUE)
c_k$z_score <- scale(c_k$variable_quantitative, center = TRUE, scale = TRUE)

# Test de la normalité de la distribution - Shapiro Test par sous-groupes
by(table_x$variable_quantitative, table_x$variable_qualitative, shapiro.test)

# Test de l'homogénéité des variances - Levene Test et Fligner-Killeen test par sous-groupes
# si normale
leveneTest(table_x$variable_quantitative, table_x$variable_qualitative, center = median)
leveneTest(table_x$variable_quantitative, table_x$variable_qualitative, center = mean)
# si non normale
fligner.test(variable_quantitative ~ variable_qualitative, data=table_x)
```

Annexe 5 : Répartition des outliers selon les communes suisses

Valeurs extrêmes du taux de croissance des émissions lumineuses et SOLc par communes suisses



Certificat complémentaire en géomatique
Université de Genève 2016
Haenni Julien

N
0 25'000 50'000 100'000 Mètres

Fond de carte : GEOSTAT / OFS
Projection équivalente conique d'Albers

Annexe 6 : résumé de l'analyse descriptive du taux de croissance

Variable	N observations	Moyenne	Médiane	Variance	Ecart type	Skew	Kurtosis	Shapiro test W	Shapiro test P-value
tc_total	2324	1.0104320	0.8844	0.4484	0.6696	2.52	12.51	0.82488	2.20E-16
log_tc_total	2324	0.2842788	0.2752	0.0153	0.1236	0.74	1.39	0.97069	2.20E-16
tc_total sans outliers	2286	0.9593604	0.8768	0.2784	0.5276	0.94	0.88	0.9449	2.20E-16
Log_tc sans outliers	2298	0.2792033	0.2741	0.0131	0.1144	0.33	-0.07	0.98946	6.05E-12
Cantons en log									
Zürich	169	0.2068717	0.215838	0.005254	0.072485	-0.395347	-0.761090	0.9619200	0.000142
Bern / Berne	356	0.3326003	0.324552	0.011396	0.106754	0.5072435	1.1775730	0.9755700	1.01E-05
Luzern	83	0.3279553	0.335809	0.009852	0.099260	0.2581799	1.3083374	0.9646000	0.0219
Uri	20	0.3159207	0.304191	0.011075	0.105238	0.1697112	-0.864313	0.9585700	<u>0.5157</u>
Schwyz	30	0.3337493	0.318495	0.017989	0.134124	1.3352064	1.7633162	0.8733500	0.001991
Obwalden	7	0.3864743	0.349970	0.011970	0.109409	0.2903976	-1.923695	0.8595800	<u>0.1501</u>
Nidwalden	11	0.3471636	0.351071	0.010717	0.103525	-0.138892	-1.513796	0.9404500	<u>0.5257</u>
Glarus	3	0.2584603	0.277641	0.002308	0.048044	-0.335599	-2.333333	0.8804600	<u>0.3258</u>
Zug	11	0.2163955	0.238555	0.004055	0.063683	-0.310684	-1.535156	0.9072700	<u>0.2263</u>
Fribourg / Freiburg	163	0.4208255	0.417374	0.014130	0.118869	0.4297275	2.2793390	0.9545300	3.82E-05
Solothurn	109	0.2720524	0.279595	0.007502	0.086618	0.2164548	0.1510655	0.9783200	<u>0.07232</u>
Basel-Stadt	3	0.1042501	0.098109	0.001377	0.037107	0.1609532	-2.333333	0.9794600	<u>0.7253</u>
Basel-Landschaft	86	0.2206138	0.230025	0.004246	0.065163	-0.008994	0.5376369	0.9577400	0.006684
Schaffhausen	26	0.2417564	0.2353818	0.0044837	0.0669601	1.2071519	3.7108198	0.8704100	0.003635
Appenzell Ausserrhoden	20	0.2401631	0.232056	0.003441	0.058663	0.9164505	0.6472244	0.9315700	<u>0.1655</u>
Appenzell Innerrhoden	6	0.3401686	0.324488	0.008589	0.092677	0.0919460	-2.138617	0.8511000	<u>0.1607</u>
St. Gallen	77	0.2449680	0.239854	0.005924	0.076971	0.3665477	0.4394525	0.9746000	<u>0.1257</u>
Graubünden / Grigioni / Grischun	125	0.3021139	0.289718	0.010678	0.103337	0.5118890	0.7705090	0.9785800	0.04443
Aargau	213	0.2476841	0.255300	0.004632	0.068065	-0.245466	-0.779373	0.9793200	0.00319
Thurgau	80	0.2579636	0.268016	0.003189	0.056472	-0.651641	0.2485576	0.9537600	0.005694
Ticino	135	0.1701424	0.154121	0.008315	0.091189	1.0728880	0.9606848	0.9162100	4.09E-07
Vaud	318	0.3249991	0.318454	0.020140	0.141916	0.3635725	0.5286766	0.9864900	0.004515
Valais / Wallis	134	0.2145009	0.208363	0.007957	0.089203	0.3849886	-0.279577	0.9793000	0.03892
Neuchâtel	37	0.2632622	0.252772	0.013148	0.114667	0.5851798	-0.164824	0.9623200	<u>0.2392</u>
Genève	45	0.1211363	0.109383	0.004248	0.065179	0.7085654	-0.632268	0.8984400	0.0008476
Jura	57	0.4057465	0.376515	0.027409	0.165558	0.9393190	0.2804295	0.9184100	0.000926
Régions linguistiques en log									
Allemand	1459	0.2762	0.2714	0.0104	0.1018	0.6677	1.4468	0.9740	1.48E-15
Français	685	0.3237	0.3215	0.0234	0.1530	0.4474	0.4127	0.9804	6.10E-08
Italien	152	0.1880	0.1668	0.0107	0.1032	0.9030	0.3681	0.9308	9.81E-07
Romanche	28	0.2642	0.2567	0.0062	0.0790	0.5175	-0.7243	0.9424	<u>0.127</u>
Aires métropolitaines en log									
Zürich	216	0.1974165	0.19901	0.004746	0.068895	-0.122865	-0.802506	0.98242	0.008599
Bern	38	0.2643339	0.263003	0.008375	0.091515	-0.234317	-0.662401	0.97126	<u>0.4265</u>
Basel	74	0.1991	0.2138	0.0038	0.0616	-0.2846	-0.9419	0.96134	<u>0.02331</u>
Genève-Lausanne	161	0.1913	0.1849	0.0113	0.1061	0.4123	-0.7702	0.9522	2.64E-05
Ticino Urbano	12	0.1228	0.1158	0.0030	0.0544	0.6073	-0.8689	0.91801	<u>0.2699</u>
Urbain-rural en log									
rural	820	0.34530	0.33249	0.01476	0.12149	0.92666	2.13603	0.95805	1.46E-14
urbain	1504	0.25101	0.24595	0.01244	0.11152	0.67260	0.91682	0.97148	2.20E-16
taille des villes en log									
Grande ville	6	0.0799269	0.079896	0.000587	0.024239	-0.001361	-1.965592	0.94716	<u>0.7172</u>
Moyenne ville	4	0.1077569	0.099698	0.001512	0.038894	0.4303773	-1.836617	0.92555	<u>0.5685</u>
Petite ville	33	0.117782	0.111484	0.002520	0.050201	0.4949912	-0.443302	0.96255	<u>0.3047</u>
gradient centre-périphérie en log									
Centre	71	0.154802	0.1419	0.0050	0.0709	0.6411	-0.2453	0.95246	0.009098
Suburbain	316	0.177514	0.1695	0.0076	0.0871	0.8294	0.5009	0.94733	3.35E-09
Périurbain	396	0.242419	0.2410	0.0069	0.0829	0.3047	0.0933	0.99115	0.01798

Annexe 7 : résumé de l'analyse descriptive SOLc

Variable	N observations	Moyenne	Médiane	Variance	Ecart type	Skew	Kurtosis	Shapiro test W	Shapiro test P-value
SOLc_total	2324	34.3558	16.8744	2628.3910	51.267	4.2640	25.9059	0.56132	2.20E-16
log_SOLc_total	2324	1.2747	1.2272	0.2035	0.4511	0.4547	-0.2028	0.98128	2.20E-16
SOLc_total sans outliers	2268	28.3642	16.4414	985.2557	31.388	2.1531	4.7128	0.72824	2.20E-16
log_SOLc_tot sans outliers	2317	1.2704	1.2254	0.1981	0.4451	0.4078	-0.3276	0.98218	2.20E-16
Cantons en log									
Zürich	169	1.350258	1.305236	0.198319	0.4453	0.42457	-0.64274	0.96513	0.000303
Bern / Berne	356	1.173502	1.135997	0.162265	0.4028	0.44577	-0.15925	0.98028	8.59E-05
Luzern	83	1.302794	1.285152	0.116603	0.3414	0.19832	-0.04983	0.98343	<u>0.3635</u>
Uri	20	0.800463	0.624220	0.115555	0.3399	1.73393	2.56981	0.75701	0.0002111
Schwyz	30	1.079124	1.092584	0.142545	0.3775	0.31760	-0.49666	0.97148	<u>0.5804</u>
Obwalden	7	0.753779	0.755581	0.014057	0.1181	-0.4995	-1.26167	0.94755	<u>0.7074</u>
Nidwalden	11	1.036321	1.060120	0.124509	0.3528	0.28422	-1.26183	0.93044	<u>0.4154</u>
Glarus	3	1.006022	1.116662	0.041234	0.2030	-0.3831	-2.33333	0.77735	<u>0.0615</u>
Zug	11	1.464622	1.552129	0.114567	0.3384	-0.1310	-1.68821	0.93032	<u>0.4141</u>
Fribourg / Freiburg	163	1.280178	1.237066	0.098421	0.3137	1.15858	2.51184	0.92732	2.54E-07
Solothurn	109	1.508103	1.511620	0.164326	0.4053	0.04696	-0.98545	0.97636	0.04931
Basel-Stadt	3	2.044883	1.903315	0.266891	0.5166	0.25345	-2.33333	0.94368	<u>0.5424</u>
Basel-Landschaft	86	1.404998	1.321794	0.140648	0.3750	0.69638	-0.43808	0.93399	0.0002753
Schaffhausen	26	0.946156	0.862552	0.100858	0.3175	1.40750	1.45359	0.84654	0.00122
Appenzell Ausserrhodon	20	0.966509	0.957888	0.080452	0.2836	0.80337	0.33857	0.93803	<u>0.22</u>
Appenzell Innerrhodon	6	0.850977	0.805177	0.064521	0.2540	0.83696	-0.87113	0.87044	<u>0.228</u>
St. Gallen	77	1.274410	1.211913	0.205896	0.4537	0.36799	-0.84567	0.96224	0.02202
Graubünden / Grigioni / Grischun	125	0.720299	0.608465	0.078114	0.2794	1.45846	2.46740	0.85695	1.22E-09
Aargau	213	1.461528	1.404180	0.130046	0.3606 18	0.17099 7	- 0.77606 1	0.98008	0.004135
Thurgau	80	1.103570	0.964700	0.133844	0.3658	0.95239	0.09343	0.90109	1.35E-05
Ticino	135	1.406652	1.372831	0.363062	0.6025	0.05911	-1.08850	0.96636	0.00203
Vaud	318	1.385377	1.303051	0.156074	3.9506	0.71771	0.18094	0.96188	2.19E-07
Valais / Wallis	134	1.093172	1.019914	0.164975	0.4061	0.93958	0.15458	0.91357	3.10E-07
Neuchâtel	37	1.322368	1.167989	0.210894	0.4592	0.31501	-1.46261	0.90015	0.002976
Genève	45	1.985285	1.970614	0.181029	0.4254	0.16589	-1.13902	0.95438	<u>0.07451</u>
Jura	57	1.264936	1.215927	0.065500	0.2559	0.90929	0.84575	0.93876	0.006274
Régions linguistiques en log									
Allemand	1459	1.23389	1.19459	0.19072	0.4367	0.39163	-0.50290	0.97833	5.09E-14
Français	685	1.37756	1.28314	0.16660	0.4081	0.07954	0.50184	0.94619	4.50E-15
Italien	152	1.33060	1.26073	0.37384	0.6114	0.22490	-1.11468	0.95514	8.01E-05
Romanche	28	0.58064	0.51889	0.02501	0.1581	1.26065	0.81499	0.84241	0.0006594
Aires métropolitaines en log									
Zürich	216	1.5443	1.5476	0.1443	0.3799	0.0617	-0.6393	0.99069	<u>0.1805</u>
Bern	38	1.5252	1.4181	0.1275	0.3571	0.5326	-0.9677	0.9249	0.01391
Basel	74	1.5899	1.5595	0.1270	0.3564	0.5621	-0.3731	0.96046	0.02072
Genève-Lausanne	161	1.7888	1.7409	0.1654	0.4068	0.3157	-0.4250	0.98048	0.02246
Ticino Urbano	12	1.8943	2.0731	0.2166	0.4654	-0.5055	-1.3289	0.90176	<u>0.1671</u>
urbain-rural en log									
rural	820	1.0053	0.9929	0.1157	0.3401	0.3934	-0.2315	0.98095	7.47E-09
urbain	1504	1.4216	1.3662	0.1904	0.4363	0.3688	-0.3907	0.98466	1.48E-11
taille commune en log									
Grande ville	6	2.3921	2.4648	0.0924	0.3039	-0.4735	-1.5432	0.93366	<u>0.6087</u>
Moyenne ville	4	2.1378	2.1460	0.0518	0.2277	-0.0775	-1.9220	0.99064	<u>0.9607</u>
Petite ville	33	2.0629	1.9849	0.1059	0.3254	0.5884	-0.5595	0.93331	0.04352
Gradient centre-périphérie en log									
Centre	71	1.90330	1.95040	0.15417	0.3926	-0.7336	0.68905	0.93193	0.0008363
Suburbain	316	1.83593	1.84380	0.12749	0.3570	-0.0619	-0.12763	0.99745	0.9079
Périurbain	396	1.39377	1.37336	0.09438	0.3072	0.17975	-0.20896	0.99457	0.1746

Annexe 8 : homogénéité des variances – résultats pour le taux de croissance

Résultats pour les cantons

> `fligner.test(log_dmsp ~ Canton, data=taux)`

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: log_dmsp by Canton

Fligner-Killeen:med chi-squared = 203.7, df = 25, p-value < **2.2e-16**

Résultats pour le gradient centre-périphérie

> `fligner.test(log_dmsp ~ Types.de.communes.2000..9., data=taux)`

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: log_dmsp by Types.de.communes.2000..9.

Fligner-Killeen:med chi-squared = 3.143, df = 2, p-value = **0.2077**

Résultats pour les communes selon leur taille et incluant une ville

> `leveneTest(taux$log_dmsp, taux$Taille.des.communes.par.classe.2013, center = mean)`

Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = mean)

Df F value Pr(>F)

group 2 1.3615 **0.2679**

40

> `leveneTest(taux$log_dmsp, taux$Taille.des.communes.par.classe.2013, center = median)`

Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)

Df F value Pr(>F)

group 2 1.309 0.2814

40

Résultats pour les régions linguistiques

> `fligner.test(log_dmsp ~ Régions.linguis.tiques.2000., data=taux)`

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: log_dmsp by Régions.linguis.tiques.2000.

Fligner-Killeen:med chi-squared = 168.79, df = 3, p-value < **2.2e-16**

Résultats pour les communes urbaines et rurales

> `fligner.test(log_dmsp ~ Espace.à.caractère.urbain.2012, data=taux)`

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: log_dmsp by Espace.à.caractère.urbain.2012

Fligner-Killeen:med chi-squared = 1.4569, df = 1, p-value = **0.2274**

Résultats pour les aires métropolitaines

> `fligner.test(log_dmsp ~ Aires.métropolitaines.2005, data=taux)`

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: log_dmsp by Aires.métropolitaines.2005

Fligner-Killeen:med chi-squared = 57.794, df = 4, p-value = **8.429e-12**

Annexe 9 : homogénéité des variances – résultats pour SOLc

Résultats pour les cantons

```
> fligner.test(log_sol ~ Canton, data=taux)
```

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: log_sol by Canton

Fligner-Killeen:med chi-squared = 182.82, df = 25, p-value < **2.2e-16**

Résultats pour le gradient centre-périphérie

```
> fligner.test(log_sol ~ Types.de.communes.2000..9., data=taux)
```

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: log_sol by Types.de.communes.2000..9.

Fligner-Killeen:med chi-squared = 6.777, df = 2, p-value = **0.03376**

Résultats pour les communes selon leur taille et incluant une ville

```
> fligner.test(log_sol ~ Taille.des.communes.par.classe.2013, data=taux_3)
```

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: log_sol by Taille.des.communes.par.classe.2013

Fligner-Killeen:med chi-squared = 0.30389, df = 2, p-value = **0.859**

Résultats pour les régions linguistiques

```
> fligner.test(log_sol ~ Régions.linguis.tiques.2000., data=taux)
```

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: log_sol by Régions.linguis.tiques.2000.

Fligner-Killeen:med chi-squared = 95.656, df = 3, p-value < **2.2e-16**

Résultats pour les communes urbaines et rurales

```
> fligner.test(log_sol ~ Espace.à.caractère.urbain.2012, data=taux)
```

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: log_sol by Espace.à.caractère.urbain.2012

Fligner-Killeen:med chi-squared = 54.428, df = 1, p-value = **1.613e-1**

Résultats pour les aires métropolitaines

```
> fligner.test(log_sol ~ Aires.métropolitaines.2005, data=taux)
```

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: log_sol by Aires.métropolitaines.2005

Fligner-Killeen:med chi-squared = 2.4387, df = 4, p-value = **0.6557**

Annexe 10 : Exemple de code R – statistique comparative avec des tests non paramétriques

```

# Chargement des bibliothèques
library(clinfun); library(pgirmess)

# Conversion de la variable qualitative en facteur
table_x$variable_qualitative <- as.factor(table_x$variable_qualitative)

# Création de k sous-groupes en fonction de la variable qualitative
c_1 <- subset(table_x, table_x$variable_qualitative=="1")
c_2 <- subset(table_x, table_x$variable_qualitative=="2")
c_k <- subset(table_x, table_x$variable_qualitative=="k")

# Test de Kruskal Wallis
k_test <- kruskal.test(variable_quantitative ~ variable_qualitative, data = table_x)
# Affichage des résultats
k_test

# Calcul des rangs de chaque valeur
table_x$ranks <- rank(table_x$variable_quantitative)
# Calcul de la moyenne des rangs pour chaque sous-groupe
by(table_x$ranks, table_x$variable_quantitative, mean)

# Vérification de la significativité de chaque paire de sous-groupes
kruskalmc(variable_quantitative ~ variable_qualitative, data = table_x)

# Test de Mann-Whitney-Wilcoxon - Bilatéral
w_test <- wilcox.test(c_(k-1)$variable_quantitative, c_k$variable_quantitative)
# Affichage des résultats
w_test

# Test unilatéral droit en fonction des sous-groupes - Mann-Whitney-Wilcoxon
# Hypothèse = Médiane c_1 > Méd. c_2
w_test_u_1 <- wilcox.test(c_1$variable_quantitative, c_2$variable_quantitative, alternative = c("greater"))
w_test_u_2 <- wilcox.test(c_2$variable_quantitative, c_3$variable_quantitative, alternative = c("greater"))
w_test_u_k <- wilcox.test(c_(k-1)$variable_quantitative, c_k$variable_quantitative, alternative = c("greater"))
# Affichage des résultats
w_test_u_1
w_test_u_2
w_test_u_k

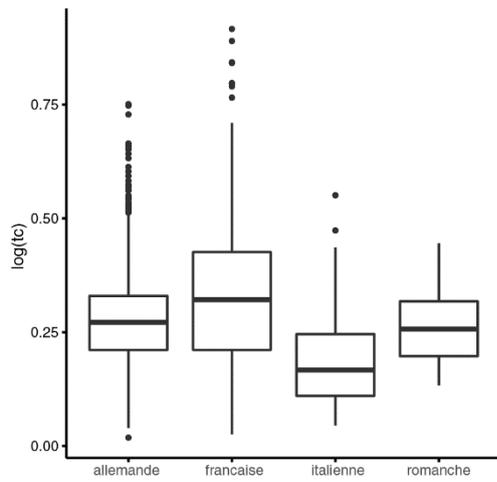
# Test unilatéral gauche en fonction des sous-groupes - Mann-Whitney-Wilcoxon
# Hypothèse = Méd c_(k-1) < Méd c_k
w_test_u_k <- wilcox.test(c_(k-1)$variable_quantitative, c_k$variable_quantitative, alternative = c("less"))
# Résultats
w_test_u_k

```

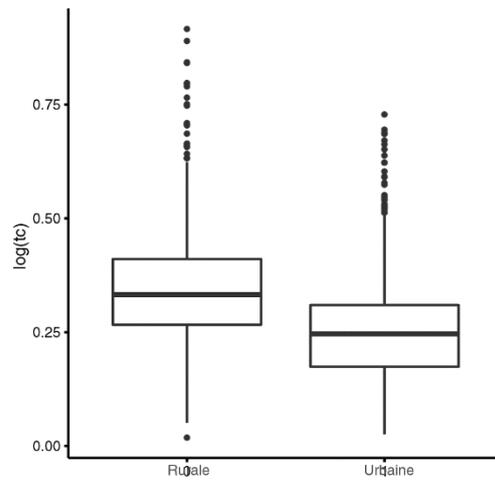
Annexe 11 : Analyse comparative par les boxplots

Boxplots du taux de croissance

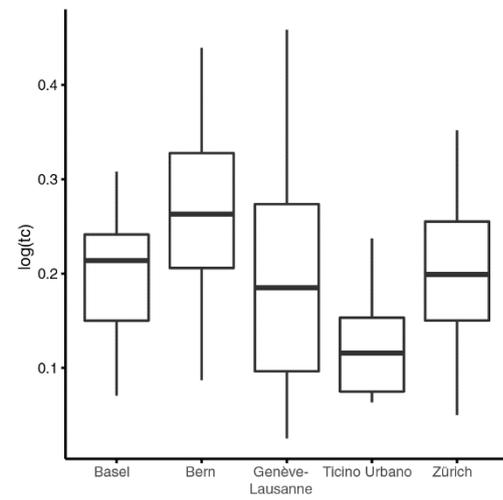
Boxplots selon les régions linguistiques en log



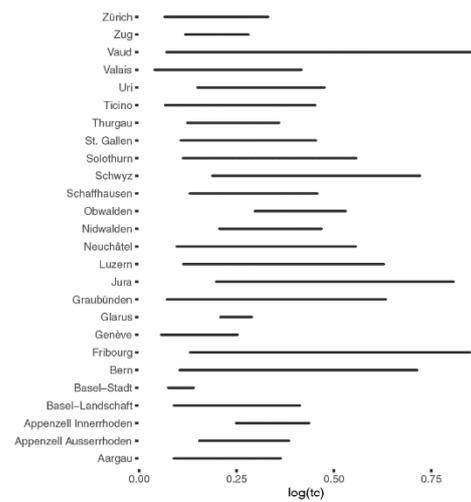
Boxplots selon le caractère urbain ou rural des communes en log



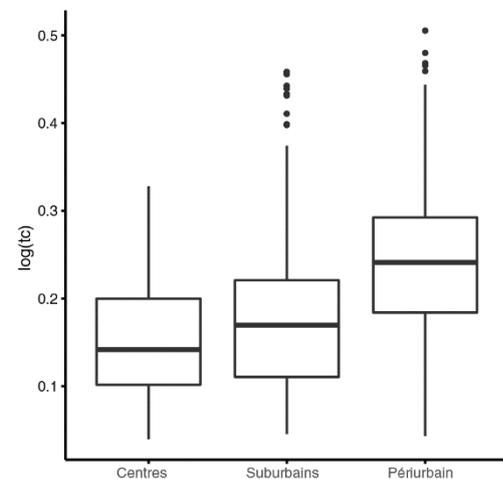
Boxplots selon les aires métropolitaines en log



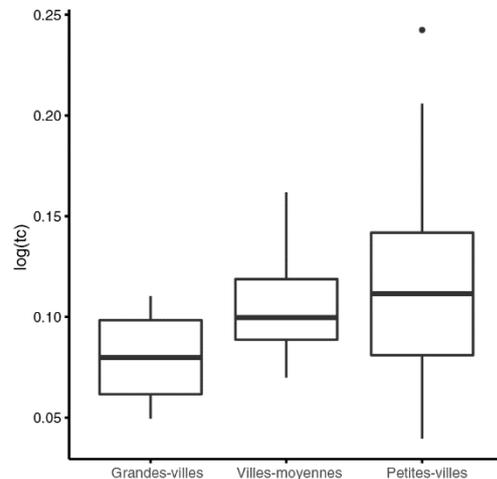
Boxplots selon les cantons en log



Boxplots selon un gradient centre-périphérie en log

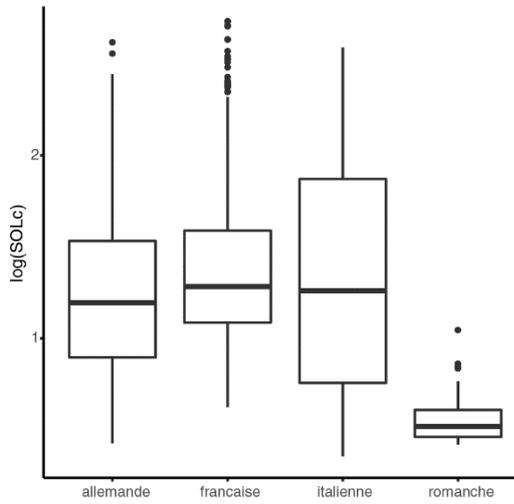


Boxplots des communes incluant une ville selon leur taille en log

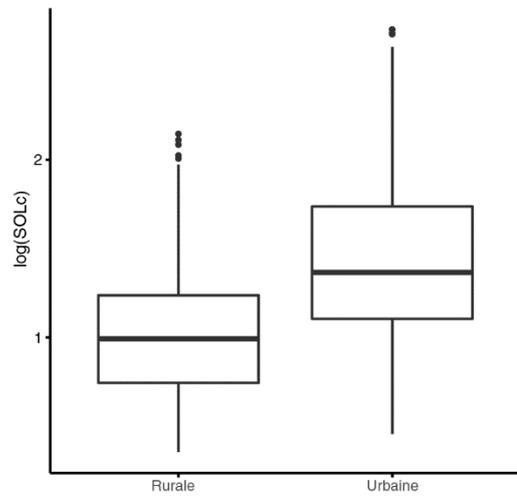


Boxplots des SOLc

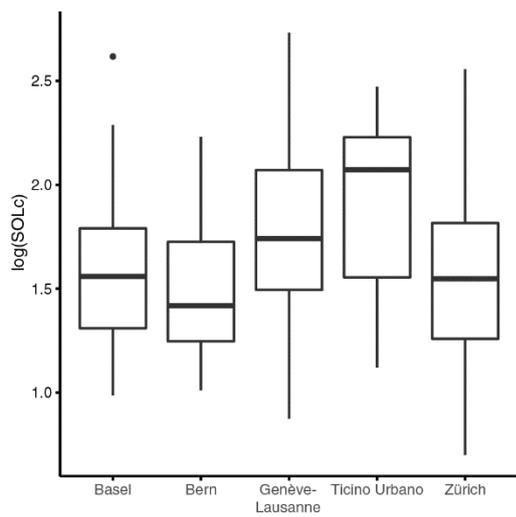
Boxplots selon les régions linguistiques en log



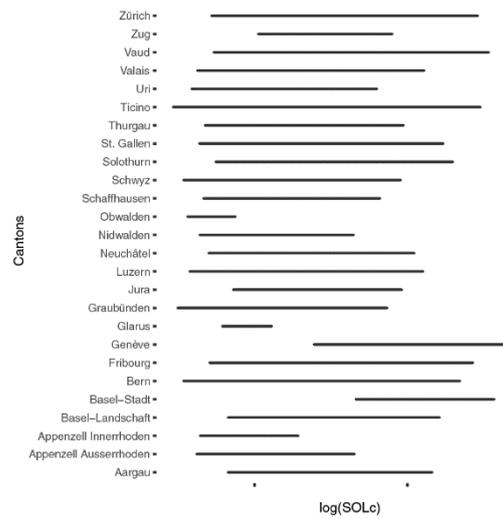
Boxplots selon le caractère urbain ou rural des communes en log



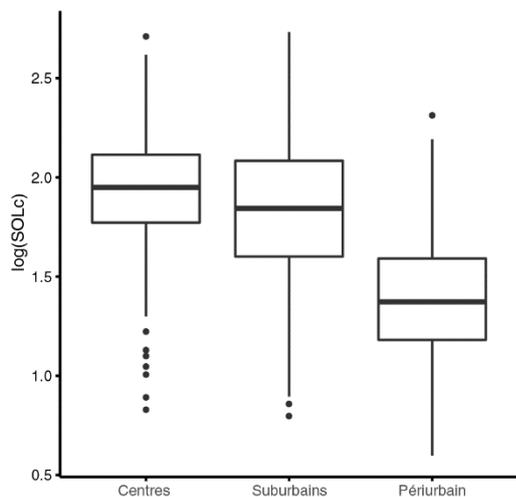
Boxplots selon les aires métropolitaines en log



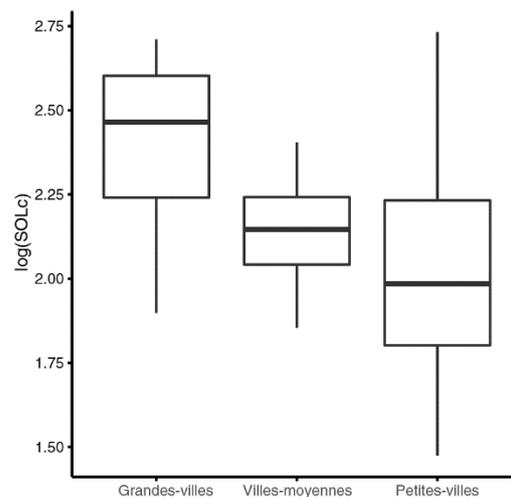
Boxplots selon les cantons en log



Boxplots selon un gradient centre-périphérie en log



Boxplots des communes incluant une ville selon leur taille en log



Annexe 12 : Analyse comparative – résultats pour le taux de croissance

Résultats pour les cantons

```

> # Test de Kruskal Wallis
> k_test <- kruskal.test(log_dmosp ~ Canton, data = taux)
> k_test

Kruskal-Wallis rank sum test

data: log_dmosp by Canton
Kruskal-Wallis chi-squared = 781.47, df = 25, p-value < 2.2e-16
>
> # Calcul des rangs en fonction du log du taux de croissance
> taux$ranks <- rank(taux$log_dmosp)
> # Calcul des moyennes des rangs pour chaque groupe
> by(taux$ranks, taux$Canton, mean)
taux$Canton: Aargau
[1] 972.9624
-----
taux$Canton: Appenzell Ausserrhoden
[1] 877.7
-----
taux$Canton: Appenzell Innerrhoden
[1] 1517.5
-----
taux$Canton: Basel-Landschaft
[1] 770.8721
-----
taux$Canton: Basel-Stadt
[1] 155
-----
taux$Canton: Bern
[1] 1474.854
-----
taux$Canton: Fribourg
[1] 1878.11
-----
taux$Canton: Genève
[1] 259.5111
-----
taux$Canton: Glarus
[1] 1034.333
-----
taux$Canton: Graubünden
[1] 1286.76
-----
taux$Canton: Jura
[1] 1676.088
-----
taux$Canton: Luzern
[1] 1476.627
-----
taux$Canton: Neuchâtel
[1] 1038.459
-----
taux$Canton: Nidwalden
[1] 1549.364
-----
taux$Canton: Obwalden
[1] 1734.857
-----
taux$Canton: Schaffhausen
[1] 890.1154
-----
taux$Canton: Schwyz
[1] 1405.8
-----
taux$Canton: Solothurn
[1] 1130.073
-----
taux$Canton: St. Gallen
[1] 940.2857
-----
taux$Canton: Thurgau
[1] 1042.862
-----
taux$Canton: Ticino
[1] 506.4222
-----
taux$Canton: Uri

```

```
[1] 1379.75
-----
taux$Canton: Valais
[1] 760.5522
-----
taux$Canton: Vaud
[1] 1378.321
-----
taux$Canton: Zug
[1] 749.6364
-----
taux$Canton: Zürich
[1] 708.4201
>

> jonckheere.test(taux$log_dmsp, taux$canton_pop, nperm = TRUE)
```

Jonckheere-Terpstra test

```
data:
JT = 1250000, p-value = 1
alternative hypothesis: two.sided
```

Résultats pour le gradient centre-périphérie

```
> # Test de Kruskal Wallis
> k_test <- kruskal.test(log_dmsp ~ Types.de.communes.2000..9., data = taux)
> # Résultats
> k_test
```

Kruskal-Wallis rank sum test

```
data: log_dmsp by Types.de.communes.2000..9.
Kruskal-Wallis chi-squared = 131.23, df = 2, p-value < 2.2e-16
```

```
>
> # Calcul des rangs en fonction du log du taux de croissance
> taux$ranks <- rank(taux$log_dmsp)
> # Calcul des moyennes des rangs pour chaque groupe
> by(taux$ranks, taux$Types.de.communes.2000..9., mean)
taux$Types.de.communes.2000..9.: 1
[1] 254.2254
-----
taux$Types.de.communes.2000..9.: 2
[1] 309.7848
-----
taux$Types.de.communes.2000..9.: 4
[1] 482.3081
>
```

```
> # Vérification de la significativité de chaque pair de groupes
> kruskalmc(log_dmsp ~ Types.de.communes.2000..9., data = taux)
```

Multiple comparison test after Kruskal-Wallis

```
p.value: 0.05
Comparisons
  obs.dif critical.dif difference
1-2 55.55946 71.11342 FALSE
1-4 228.08273 69.78313 TRUE
2-4 172.52327 40.84300 TRUE
```

```
>
> # Test unilatéral en fonction des sous-groupes - Wilcoxon
> # Hypothèse = Centre < Suburbain < Périurbain
> w_test_u_3 <- wilcox.test(c_1$log_dmsp, c_2$log_dmsp, alternative = c("less"))
> w_test_u_4 <- wilcox.test(c_2$log_dmsp, c_3$log_dmsp, alternative = c("less"))
> # Résultats
> w_test_u_3
```

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

```
data: c_1$log_dmsp and c_2$log_dmsp
```

W = 9619, p-value = **0.03027**

alternative hypothesis: true location shift is less than 0

> w_test_u_4

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_2\$log_dmisp and c_3\$log_dmisp

W = 34989, p-value < **2.2e-16**

alternative hypothesis: true location shift is less than 0

Résultats pour les communes selon leur taille et incluant une ville

> a_test <- aov(log_dmisp ~ Taille.des.communes.par.classe.2013, data = taux)

> summary(a_test)

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Taille.des.communes.par.classe.2013	2	0.00734	0.003670	1.666	0.202
Residuals	40	0.08812	0.002203		

Taille.des.communes.par.classe.2013 2 0.00734 0.003670 1.666 **0.202**

Residuals 40 0.08812 0.002203

> oneway.test(log_dmisp ~ Taille.des.communes.par.classe.2013, data = taux)

One-way analysis of means (not assuming equal variances)

data: log_dmisp and Taille.des.communes.par.classe.2013

F = 3.827, num df = 2.0000, denom df = 7.6169, p-value = **0.07072**

>

> pairwise.t.test(taux\$log_dmisp, taux\$Taille.des.communes.par.classe.2013, p.adjust.method = "BH")

Pairwise comparisons using t tests with pooled SD

data: taux\$log_dmisp and taux\$Taille.des.communes.par.classe.2013

	1	2
2	0.55	-
3	0.23	0.69

P value adjustment method: BH

> pairwise.t.test(taux\$log_dmisp, taux\$Taille.des.communes.par.classe.2013, p.adjust.method = "bonferroni")

Pairwise comparisons using t tests with pooled SD

data: taux\$log_dmisp and taux\$Taille.des.communes.par.classe.2013

	1	2
2	1.00	-
3	0.23	1.00

P value adjustment method: bonferroni

Résultats pour les régions linguistiques

> # Test de Kruskal Wallis

> k_test <- kruskal.test(log_dmisp ~ Régions.linguis.tiques.2000., data = taux)

> # Résultats

> k_test

Kruskal-Wallis rank sum test

data: log_dmisp by Régions.linguis.tiques.2000.

Kruskal-Wallis chi-squared = 158.01, df = 3, p-value < **2.2e-16**

>

> # Calcul des rangs en fonction du log du taux de croissance

> taux\$ranks <- rank(taux\$log_dmisp)

> # Calcul des moyennes des rangs pour chaque groupe

> by(taux\$ranks, taux\$Régions.linguis.tiques.2000., mean)

```
taux$Régions.linguis.tiques.2000.: allemande
[1] 1132.764
```

```
-----
taux$Régions.linguis.tiques.2000.: française
[1] 1351.165
```

```
-----
taux$Régions.linguis.tiques.2000.: italienne
[1] 617.4803
```

```
-----
taux$Régions.linguis.tiques.2000.: romanche
[1] 1055.107
```

```
>
```

```
> # Vérification de la significativité de chaque paire de groupes
```

```
> kruskalmc(log_dmsp ~ Régions.linguis.tiques.2000., data = taux)
```

```
Multiple comparison test after Kruskal-Wallis
```

```
p.value: 0.05
```

```
Comparisons
```

	obs.dif	critical.dif	difference	
allemande-française	218.40143	81.99654	TRUE	
allemande-italienne	515.28327	150.88789	TRUE	
allemande-romanche	77.65639	337.75741	FALSE	
française-italienne	733.68470	158.72733	TRUE	
française-romanche	296.05782	341.33162	FALSE	
italienne-romanche	437.62688	364.07554	TRUE	

```
> jonckheere.test(taux$log_dmsp, as.numeric(taux$Régions.linguis.tiques.2000.), nperm = TRUE)
```

```
Jonckheere-Terpstra test
```

```
data:
```

```
JT = 708980, p-value = 1
```

```
alternative hypothesis: two.sided
```

```
> w_test_u_1
```

```
Wilcoxon rank sum test with continuity correction
```

```
data: c_2$log_dmsp and c_1$log_dmsp
```

```
W = 598710, p-value = 6.458e-14
```

```
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0
```

```
> w_test_u_2
```

```
Wilcoxon rank sum test with continuity correction
```

```
data: c_1$log_dmsp and c_3$log_dmsp
```

```
W = 164880, p-value < 2.2e-16
```

```
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0
```

```
> w_test_u_3
```

```
Wilcoxon rank sum test with continuity correction
```

```
data: c_2$log_dmsp and c_3$log_dmsp
```

```
W = 79873, p-value < 2.2e-16
```

```
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0
```

```
> w_test_u_4
```

```
Wilcoxon rank sum test with continuity correction
```

```
data: c_4$log_dmsp and c_3$log_dmsp
```

```
W = 3159, p-value = 2.379e-05
```

```
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0
```

Résultats pour les communes urbaines et rurales

```
> w_test <- wilcox.test(log_dmsp ~ Espace.à.caractère.urbain.2012, data = taux)
```

> w_test

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

```
data: log_dmsp by Espace.à.caractère.urbain.2012
W = 897970, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true location shift is not equal to 0
>
> # Test unilatéral en fonction des sous-groupes - Wilcoxon
> # Hypothèse = urbain > rural
> w_test_u_1 <- wilcox.test(c_1$log_dmsp, c_2$log_dmsp, alternative = c("greater"))
> w_test_u_2 <- wilcox.test(c_1$log_dmsp, c_2$log_dmsp, alternative = c("less"))
> # Résultats
> w_test_u_1
```

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

```
data: c_1$log_dmsp and c_2$log_dmsp
W = 335310, p-value = 1
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0
```

> w_test_u_2

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

```
data: c_1$log_dmsp and c_2$log_dmsp
W = 335310, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true location shift is less than 0
```

Résultats pour les aires métropolitaines

```
> # Test de Kruskal Wallis
> k_test <- kruskal.test(log_dmsp ~ Aires.métropolitaines.2005, data = taux)
> # Résultats
> k_test
```

Kruskal-Wallis rank sum test

```
data: log_dmsp by Aires.métropolitaines.2005
Kruskal-Wallis chi-squared = 31.386, df = 4, p-value = 2.554e-06
```

```
>
> # Calcul des rangs en fonction du log du taux de croissance
> taux$ranks <- rank(taux$log_dmsp)
> # Calcul des moyennes des rangs pour chaque groupe
> by(taux$ranks, taux$Aires.métropolitaines.2005, mean)
taux$Aires.métropolitaines.2005: Basel
[1] 256.4865
-----
taux$Aires.métropolitaines.2005: Bern
[1] 353.1053
-----
taux$Aires.métropolitaines.2005: Genève-Lausanne
[1] 233.7516
-----
taux$Aires.métropolitaines.2005: Ticino Urbano
[1] 118.25
-----
taux$Aires.métropolitaines.2005: Zürich
[1] 251.3889
```

```
> # Vérification de la significativité de chaque paire de groupes
> kruskalmc(log_dmsp ~ Aires.métropolitaines.2005, data = taux)
```

```
Multiple comparison test after Kruskal-Wallis
p.value: 0.05
Comparisons
```

	obs.dif	critical.dif	difference	
Basel-Bern	96.618777	81.10154	TRUE	
Basel-Genève-Lausanne	22.734934	57.07328	FALSE	
Basel-Ticino Urbano	138.236486	126.46504	TRUE	
Basel-Zürich	5.097598	54.73738	FALSE	
Bern-Genève-Lausanne	119.353710	73.29081	TRUE	
Bern-Ticino Urbano	234.855263	134.56444	TRUE	
Bern-Zürich	101.716374	71.48681	TRUE	
Genève-Lausanne-Ticino Urbano	115.501553	121.60382	FALSE	
Genève-Lausanne-Zürich	17.637336	42.31152	FALSE	

Ticino Urbano-Zürich 133.138889 120.52514 **TRUE**

> jonckheere.test(taux\$log_dmsp, taux\$metro_pop, nperm = TRUE)

Jonckheere-Terpstra test

data:

JT = 44361, p-value = 1

alternative hypothesis: two.sided

> # Test unilatéral

> # Berne > Bale

> w_test_u_1 <- wilcox.test(c_2\$log_dmsp, c_4\$log_dmsp, alternative = c("greater"))

> # Bale > Ticino-urbano

> w_test_u_2 <- wilcox.test(c_4\$log_dmsp, c_5\$log_dmsp, alternative = c("greater"))

> # Berne > Genève-Lausanne

> w_test_u_3 <- wilcox.test(c_2\$log_dmsp, c_3\$log_dmsp, alternative = c("greater"))

> # Berne > Ticino-urbano

> w_test_u_4 <- wilcox.test(c_2\$log_dmsp, c_5\$log_dmsp, alternative = c("greater"))

> # Berne > Zurich

> w_test_u_5 <- wilcox.test(c_2\$log_dmsp, c_1\$log_dmsp, alternative = c("greater"))

> # Zurich > Ticino-urbano

> w_test_u_6 <- wilcox.test(c_1\$log_dmsp, c_5\$log_dmsp, alternative = c("greater"))

>

> w_test_u_1

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_2\$log_dmsp and c_4\$log_dmsp

W = 2021, p-value = **7.959e-05**

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

> w_test_u_2

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_4\$log_dmsp and c_5\$log_dmsp

W = 726, p-value = **0.0002254**

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

> w_test_u_3

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_2\$log_dmsp and c_3\$log_dmsp

W = 4293, p-value = **5.603e-05**

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

> w_test_u_4

Wilcoxon rank sum test

data: c_2\$log_dmsp and c_5\$log_dmsp

W = 411, p-value = **2.769e-06**

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

> w_test_u_5

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_2\$log_dmsp and c_1\$log_dmsp

W = 5952, p-value = **4.851e-06**

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

> w_test_u_6

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_1\$log_dmsp and c_5\$log_dmsp

W = 2078, p-value = **0.002208**

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

Annexe 13 : Analyse comparative – résultats pour SOLc

Résultats pour les cantons

```

> # Test de Kruskal Wallis
> k_test <- kruskal.test(log_sol ~ Canton, data = taux)
> # Résultats
> k_test

                Kruskal-Wallis rank sum test

data: log_sol by Canton
Kruskal-Wallis chi-squared = 535.73, df = 25, p-value < 2.2e-16
>
> # Calcul des rangs en fonction du log du taux de croissance
> taux$ranks <- rank(taux$log_sol)
> # Calcul des moyennes des rangs pour chaque groupe
> by(taux$ranks, taux$Canton, mean)
taux$Canton: Aargau
[1] 1480.291
-----
taux$Canton: Appenzell Ausserrhoden
[1] 663.65
-----
taux$Canton: Appenzell Innerrhoden
[1] 484.5
-----
taux$Canton: Basel-Landschaft
[1] 1372.884
-----
taux$Canton: Basel-Stadt
[1] 2067.667
-----
taux$Canton: Bern
[1] 1019.576
-----
taux$Canton: Fribourg
[1] 1202.957
-----
taux$Canton: Genève
[1] 2025.978
-----
taux$Canton: Glarus
[1] 721
-----
taux$Canton: Graubünden
[1] 324.68
-----
taux$Canton: Jura
[1] 1191.333
-----
taux$Canton: Luzern
[1] 1250.843
-----
taux$Canton: Neuchâtel
[1] 1208.378
-----
taux$Canton: Nidwalden
[1] 813.7273
-----
taux$Canton: Obwalden
[1] 298.8571
-----
taux$Canton: Schaffhausen
[1] 620.2692
-----
taux$Canton: Schwyz
[1] 887.2667
-----
taux$Canton: Solothurn
[1] 1518.633
-----
taux$Canton: St. Gallen
[1] 1155.156
-----
taux$Canton: Thurgau
[1] 883.6
-----
taux$Canton: Ticino
[1] 1309.83
-----

```

```

taux$Canton: Uri
[1] 421.2
-----
taux$Canton: Valais
[1] 862.5597
-----
taux$Canton: Vaud
[1] 1339.346
-----
taux$Canton: Zug
[1] 1487.636
-----
taux$Canton: Zürich
[1] 1268.811
>
> # Test Jonckheere-Terpstra pour évaluer la tendance en fonction de la population
> jonckheere.test(taux$log_sol, taux$canton_pop, nperm = TRUE)

```

Jonckheere-Terpstra test

```

data:
JT = 1119100, p-value = 1
alternative hypothesis: two.sided

```

Résultats pour le gradient centre-périphérie

```

> # Test de Kruskal Wallis
> k_test <- kruskal.test(log_sol ~ Types.de.communes.2000..9., data = taux)
> # Résultats
> k_test

```

Kruskal-Wallis rank sum test

```

data: log_sol by Types.de.communes.2000..9.
Kruskal-Wallis chi-squared = 256.74, df = 2, p-value < 2.2e-16
>
> # Calcul des rangs en fonction du log du taux de croissance
> taux$ranks <- rank(taux$log_sol)
> # Calcul des moyennes des rangs pour chaque groupe
> by(taux$ranks, taux$Types.de.communes.2000..9., mean)
taux$Types.de.communes.2000..9.: 1
[1] 553.8732
-----
taux$Types.de.communes.2000..9.: 2
[1] 515.557
-----
taux$Types.de.communes.2000..9.: 4
[1] 264.3813
>
> # Vérification de la significativité de chaque paire de groupes
> kruskalmc(log_sol ~ Types.de.communes.2000..9., data = taux)
Multiple comparison test after Kruskal-Wallis
p.value: 0.05
Comparisons
  obs.dif critical.dif difference
1-2 38.31628  71.11342  FALSE
1-4 289.49193  69.78313  TRUE
2-4 251.17565  40.84300  TRUE
>
> # Test unilatéral en fonction des sous-groupes - Wilcoxon
> # Hypothèse = Centre > Suburbain > Périurbain
> w_test_u_1 <- wilcox.test(c_1$log_sol, c_2$log_sol, alternative = c("greater"))
> w_test_u_2 <- wilcox.test(c_2$log_sol, c_3$log_sol, alternative = c("greater"))
> # Résultats
> w_test_u_1

```

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

```

data: c_1$log_sol and c_2$log_sol

```

```
W = 12878, p-value = 0.02568
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0
> w_test_u_2
```

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

```
data: c_2$log_sol and c_3$log_sol
W = 103270, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0
```

Résultats pour les communes selon leur taille et incluant une ville

```
> k_test <- kruskal.test(log_sol ~ Taille.des.communes.par.classe.2013, data = taux)
> # Résultats
> k_test
```

Kruskal-Wallis rank sum test

```
data: log_sol by Taille.des.communes.par.classe.2013
Kruskal-Wallis chi-squared = 4.644, df = 2, p-value = 0.09808
>
> # Calcul des rangs en fonction du log du taux de croissance
> taux$ranks <- rank(taux$log_sol)
> # Calcul des moyennes des rangs pour chaque groupe
> by(taux$ranks, taux$Taille.des.communes.par.classe.2013, mean)
taux$Taille.des.communes.par.classe.2013: 1
[1] 31.83333
-----
taux$Taille.des.communes.par.classe.2013: 2
[1] 24
-----
taux$Taille.des.communes.par.classe.2013: 3
[1] 19.9697
>
> kruskalmc(log_sol ~ Taille.des.communes.par.classe.2013, data = taux)
Multiple comparison test after Kruskal-Wallis
p.value: 0.05
Comparisons
  obs.dif critical.dif difference
1-2 7.833333  19.40371  FALSE
1-3 11.863636  13.34105  FALSE
2-3 4.030303  15.91491  FALSE
> jonckheere.test(taux$log_sol, taux$taille_2, nperm = TRUE)
```

Jonckheere-Terpstra test

```
data:
JT = 251, p-value = 1
alternative hypothesis: two.sided
>
> w_test_u_1 <- wilcox.test(c_1$log_sol, c_2$log_sol)
> w_test_u_2 <- wilcox.test(c_2$log_sol, c_3$log_sol)
> w_test_u_3 <- wilcox.test(c_1$log_sol, c_3$log_sol)
> w_test_u_1
```

Wilcoxon rank sum test

```
data: c_1$log_sol and c_2$log_sol
W = 19, p-value = 0.1714
alternative hypothesis: true location shift is not equal to 0

> w_test_u_2
```

Wilcoxon rank sum test

```
data: c_2$log_sol and c_3$log_sol
W = 81, p-value = 0.493
alternative hypothesis: true location shift is not equal to 0
```

```
> w_test_u_3
```

Wilcoxon rank sum test

```
data: c_1$log_sol and c_3$log_sol
W = 151, p-value = 0.04289
alternative hypothesis: true location shift is not equal to 0
```

```
>
```

```
> w_test_u_4 <- wilcox.test(c_1$log_sol, c_3$log_sol, alternative = c("greater"))
```

```
> w_test_u_4
```

Wilcoxon rank sum test

```
data: c_1$log_sol and c_3$log_sol
W = 151, p-value = 0.02145
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0
```

Résultats pour les régions linguistiques

```
> # Test de Kruskal Wallis
```

```
> k_test <- kruskal.test(log_sol ~ Régions.linguis.tiques.2000., data = taux)
```

```
> # Résultats
```

```
> k_test
```

Kruskal-Wallis rank sum test

```
data: log_sol by Régions.linguis.tiques.2000.
Kruskal-Wallis chi-squared = 112.57, df = 3, p-value < 2.2e-16
```

```
>
```

```
> # Calcul des rangs en fonction du log du taux de croissance
```

```
> taux$ranks <- rank(taux$log_sol)
```

```
> # Calcul des moyennes des rangs pour chaque groupe
```

```
> by(taux$ranks, taux$Régions.linguis.tiques.2000., mean)
```

```
taux$Régions.linguis.tiques.2000.: allemande
[1] 1105.849
```

```
-----
taux$Régions.linguis.tiques.2000.: francaise
[1] 1317.139
```

```
-----
taux$Régions.linguis.tiques.2000.: italienne
[1] 1198.243
```

```
-----
taux$Régions.linguis.tiques.2000.: romanche
[1] 137.2857
```

```
>
```

```
> # Vérification de la significativité de chaque paire de groupes
```

```
> kruskalmc(log_sol ~ Régions.linguis.tiques.2000., data = taux)
```

Multiple comparison test after Kruskal-Wallis

p.value: 0.05

Comparisons

	obs.dif	critical.dif	difference	
allemande-francaise	211.29016	81.99654	TRUE	
allemande-italienne	92.39489	150.88789	FALSE	
allemande-romanche	968.56281	337.75741	TRUE	
francaise-italienne	118.89527	158.72733	FALSE	
francaise-romanche	1179.85297	341.33162	TRUE	
italienne-romanche	1060.95771	364.07554	TRUE	

```
>
```

```
> jonckheere.test(taux$log_sol, as.numeric(taux$Régions.linguis.tiques.2000.), nperm = TRUE)
```

Jonckheere-Terpstra test

data:

JT = 762730, p-value = 1

alternative hypothesis: two.sided

> w_test_u_1

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_2\$log_sol and c_1\$log_sol

W = 592520, p-value = **1.905e-12**

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

> w_test_u_2

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_1\$log_sol and c_4\$log_sol

W = 38194, p-value = **1.461e-15**

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

> w_test_u_3

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_2\$log_sol and c_4\$log_sol

W = 18924, p-value < **2.2e-16**

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

> w_test_u_4

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_3\$log_sol and c_4\$log_sol

W = 3732, p-value = **1.236e-10**

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

Résultats pour les communes urbaines et rurales

> # Test de Wilcoxon - Bilatéral

> w_test <- wilcox.test(log_sol ~ Espace.à.caractère.urbain.2012, data = taux)

> w_test

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: log_sol by Espace.à.caractère.urbain.2012

W = 286280, p-value < **2.2e-16**

alternative hypothesis: true location shift is not equal to 0

>

> # Test unilatéral en fonction des sous-groupes - Wilcoxon

> # Hypothèse = urbain > rural

> w_test_u_1 <- wilcox.test(c_1\$log_sol, c_2\$log_sol, alternative = c("greater"))

> # Résultats

> w_test_u_1

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_1\$log_sol and c_2\$log_sol

W = 947000, p-value < **2.2e-16**

alternative hypothesis: true location shift is greater than 0

Résultats pour les aires métropolitaines

> # Test de Kruskal Wallis

> k_test <- kruskal.test(log_sol ~ Aires.métropolitaines.2005, data = taux)

> # Résultats

> k_test

Kruskal-Wallis rank sum test

```

data: log_sol by Aires.métropolitaines.2005
Kruskal-Wallis chi-squared = 37.793, df = 4, p-value = 1.236e-07
>
> # Calcul des rangs en fonction du log du taux de croissance
> taux$ranks <- rank(taux$log_sol)
> # Calcul des moyennes des rangs pour chaque groupe
> by(taux$ranks, taux$Aires.métropolitaines.2005, mean)
taux$Aires.métropolitaines.2005: Basel
[1] 232.3514
-----
taux$Aires.métropolitaines.2005: Bern
[1] 207.7105
-----
taux$Aires.métropolitaines.2005: Genève-Lausanne
[1] 302.2547
-----
taux$Aires.métropolitaines.2005: Ticino Urbano
[1] 337.75
-----
taux$Aires.métropolitaines.2005: Zürich
[1] 221.9815
>
> # Vérification de la significativité de chaque paire de groupes
> kruskalmc(log_sol ~ Aires.métropolitaines.2005, data = taux)
Multiple comparison test after Kruskal-Wallis
p.value: 0.05
Comparisons
      obs.dif critical.dif difference
Basel-Bern      24.64083  81.10154  FALSE
Basel-Genève-Lausanne 69.90331  57.07328  TRUE
Basel-Ticino Urbano 105.39865 126.46504  FALSE
Basel-Zürich      10.36987  54.73738  FALSE
Bern-Genève-Lausanne  94.54413  73.29081  TRUE
Bern-Ticino Urbano  130.03947 134.56444  FALSE
Bern-Zürich       14.27096  71.48681  FALSE
Genève-Lausanne-Ticino Urbano 35.49534 121.60382  FALSE
Genève-Lausanne-Zürich  80.27318  42.31152  TRUE
Ticino Urbano-Zürich  115.76852 120.52514  FALSE
>
> taux$metro_pop <- taux$Aires.métropolitaines.2005=="Zürich"
>
> # Test Jonckheere-Terpstra pour évaluer la tendance en fonction de la population
> jonckheere.test(taux$log_sol, taux$metro_pop, nperm = TRUE)

Jonckheere-Terpstra test

data:
JT = 46507, p-value = 1
alternative hypothesis: two.sided
> w_test_u_1 <- wilcox.test(c_3$log_sol, c_4$log_sol, alternative = c("greater"))
> w_test_u_2 <- wilcox.test(c_3$log_sol, c_2$log_sol, alternative = c("greater"))
> w_test_u_3 <- wilcox.test(c_3$log_sol, c_1$log_sol, alternative = c("greater"))
> w_test_u_1

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_3$log_sol and c_4$log_sol
W = 7688, p-value = 0.0001751
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0
> w_test_u_2

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data: c_3$log_sol and c_2$log_sol
W = 4237, p-value = 0.0001132

```

```
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0  
> w_test_u_3
```

```
Wilcoxon rank sum test with continuity correction
```

```
data: c_3$log_sol and c_1$log_sol
```

```
W = 22902, p-value = 6.902e-08
```

```
alternative hypothesis: true location shift is greater than 0
```

Annexe 14 : extraction de la somme des valeurs des pixels des images satellitaires NPP-VIIRS avec un script python

```

# -*- coding: cp1252 -*-
# -----
# Created on: 2016-14-05
# Auteur : Haenni Julien
#
# Description: l'objectif de ce script est d'automatiser l'extraction de la somme
# des pixels des images satellitaires viirs pour chaque commune suisse.
# Les 12 images satellitaires (une année) sont combinées en un raster moyen, ce
# dernier est projeté dans une projection équivalente pour maintenir ainsi les
# surfaces avec une résolution de 250 mètres.
# -----

# Import arcpy module
import sys, string, os, arcpy, arcinfo
from arcpy import *
from arcpy.sa import *

# Overwrite pre-existing files
arcpy.env.overwriteOutput = True
# Check out any necessary licenses
arcpy.CheckOutExtension("spatial")

# Loading required toolboxes
arcpy.AddToolbox("c:\program files (x86)\arcgis\desktop10.1\ArcToolbox\Toolboxes\Data Management Tools.tbx")
arcpy.AddToolbox("c:\program files (x86)\arcgis\desktop10.1\ArcToolbox\Toolboxes\Spatial Analyst Tools.tbx")

# Set Geoprocessing environments
Dossier = arcpy.env.workspace = "C:\Users\Marlyse\Desktop\Memoire CG\VIIRS_original"
arcpy.env.scratchWorkspace = "C:\Users\Marlyse\Desktop\Memoire CG\VIIRS_original\TEMP"

# Découpage des rasters d'origine
ClipRect = "C:\Users\Marlyse\Desktop\Memoire CG\VIIRS_original\Contour_suisse.shp"
Liste1 = arcpy.ListRasters("SV*", "ALL")
for na in Liste1:
    print na
    Emplacement = "\\ + "C_" + str(na)
# Process: Clip
    arcpy.Clip_management(na, "4.526330 45.623053 10.896700 48.056972", Emplacement, ClipRect, "NONE")
    print "Découpage effectué"

# Traitements Viirs
Liste2 = arcpy.ListRasters("C_*", "ALL")
# Calcul de la moyenne annuelle
    # Execute CellStatistics
    outCellStatistics = CellStatistics(Liste2, "MEAN", "DATA")
    # Save the output
    outCellStatistics.save(Dossier + "\\ + "mean" + ".tif")
    print "moyenne effectuée"

# Reprojection équivalente centrée sur la Suisse du raster de la moyenne annuelle
    # Process: Project Raster
    Projection = "C:\Users\Marlyse\Desktop\Memoire CG\VIIRS_original\Suisse_Albers_Equal_Area_Conic2.prj"
    mean1 = arcpy.ProjectRaster_management(outCellStatistics, Dossier + "\\ + "mean_proj" + ".tif", Projection, "BILINEAR", "250") # projection avec
    une résolution de 250 m
    print "reprojection effectuée"

# Calcul des statistiques par communes(2015)
OutTable = "\\ + "Viirs_stat.dbf" # nom de la table finale
InZoneData = "C:\Users\Marlyse\Desktop\Memoire CG\VIIRS_original\communes_2015_g1g15.shp" # shapefile des 2328 communes suisses
ZoneField = "Numero"
    # Process: Zonal Statistics As Table
    ZonalStatisticsAsTable(InZoneData, ZoneField, mean1, OutTable, "DATA", "ALL")
    print "Zonal statistics as table effectuée"
    # Process: Zonal Statistics as raster
    outZonalStatistics = ZonalStatistics(InZoneData, ZoneField, mean1, "SUM", "DATA") # calcul de la somme et exportation dans un raster
    # Save the output
    outZonalStatistics.save(Dossier + "\\ + "stat" + ".tif")

```

Annexe 15 : Inter-calibration et extraction de la somme des valeurs des pixels des images Satellitaires DMSP-OLS avec un script python

```

#-*- coding: cp1252 -*-
#-----
# Created on: 2016-03-03 22:38:03.00000
# Auteur : Haenni Julien
#
# Description: l'objectif de ce script est d'automatiser l'inter-calibration
# des images satellitaires DMSP_OLS nighttime lights Series et ainsi pouvoir
# les comparer entre elles pour la Suisse. Les images satellitaires doivent
# se trouver dans le même dossier. Ce dernier devient l'environnement de tra-
# vail (workspace). Méthode de Wu.
#
# La somme des valeurs des pixels (SOL - Sum Of Lights) avant et après inter
# -calibration pour l'ensemble de la Suisse permet un contrôle de cette der-
# nière.
#
# Traitements effectués:
# 1. Renommage des rasters d'origine
# 2. Découpage des rasters renommés
# 3. Inter-calibration des rasters découpés
# 4. Limitation des plages des valeurs et conversion en integer
# 5. Reprojection équivalente conique d'Albers centrée sur la Suisse
# 6. Renommage des rasters projetés
# 7. Extraction des statistiques pour la Suisse pour chaque raster
# 9. Répétition des traitements 5 à 7 pour les rasters découpés d'origine
#
# Nomenclature des fichiers de sortie en fonction des traitements précédents:
# 0. FXXXXXX.v4b_web.stable_lights.avg_vis.tif
# 1. FXXXXXX.tif
# 2. C_FXXXXXX.tif
# 3. I_C_FXXXXXX.tif
# 4. IG_I_C_FXXXXXX.tif
# 6. Proj_FXXXXXX.tif
# 7. Stat_Proj_FXXXXXX.dbf
# 9. P_C_FXXXXXX.tif et S_P_C_FXXXXXX.dbf
#-----

# Import arcpy module
import sys, string, os, arcpy, arcinfo
from arcpy import *
from arcpy.sa import *

# Overwrite pre-existing files
arcpy.env.overwriteOutput = True

# Check out any necessary licenses
arcpy.CheckOutExtension("spatial")

# Loading required toolboxes
arcpy.AddToolbox("c:\program files (x86)\arcgis\desktop10.1\ArcToolbox\Toolboxes\Data Management Tools.tbx")
arcpy.AddToolbox("c:\program files (x86)\arcgis\desktop10.1\ArcToolbox\Toolboxes\Spatial Analyst Tools.tbx")

# Set Geoprocessing environments
Dossier = arcpy.env.workspace = "C:\Users\Marlyse\Desktop\Memoire CG\DMSP\DMSP_OLS"
arcpy.env.scratchWorkspace = "C:\Users\Marlyse\Desktop\Memoire CG\DMSP\DMSP_OLS\TEMP"

# Listage des rasters d'origine dans la workspace.
Liste0 = arcpy.ListRasters("F*", "ALL")
for na in Liste0:
    print na
    nb = na[0:7]
    print nb

# 1. Renommage des rasters d'origine présentant un nom trop long et compliqué.
Process: Rename
arcpy.Rename_management(na, nb + ".tif")
print "Renommage effectué"

# 2. Découpage des rasters en fonction d'un rectangle (Clip_Rect)
ClipRect = "C:\Users\Marlyse\Desktop\Memoire CG\DMSP_OLS\Contour_suisse.shp"
Liste01 = arcpy.ListRasters("F*", "ALL")
for nc in Liste01:
    print nc
    Emplacement = "\\ " + "C_" + str(nc)
    Process: Clip
    arcpy.Clip_management(nc, "4.94564114456517 45.0743539272615 11.3438026540837 48.5739008302579", Emplacement, ClipRect,
"255", "NONE")
    print "Découpage effectué"

```

3. Inter-calibration selon Wu 2013.

Local Variable

```
Emplacement2 = Dossier + "\\\" + \"I_\"
```

Inter-calibration de l'image F101992.tif

```
Liste1 = arcpy.ListRasters("C_F101992*", "ALL")
```

```
for ac in Liste1:
```

```
    print "raster " + ac
    F101992 = Raster(ac)
    F101992a = (0.8959 * ((F101992 + 1) ** 1.0310))
    F101992a.save(Emplacement2 + str(ac))
    print "Inter-calibration de l'image " + ac + " effectuée"
```

Inter-calibration de l'image F101993.tif

```
Liste2 = arcpy.ListRasters("C_F101993*", "ALL")
```

```
for bc in Liste2:
```

```
    print "raster " + bc
    F101993 = Raster(bc)
    F101993a = (0.6821 * ((F101993 + 1) ** 1.1181))
    F101993a.save(Emplacement2 + str(bc))
    print "Inter-calibration de l'image " + bc + " effectuée"
```

Inter-calibration de l'image F101994.tif

```
Liste3 = arcpy.ListRasters("C_F101994*", "ALL")
```

```
for cc in Liste3:
```

```
    print "raster " + cc
    F101994 = Raster(cc)
    F101994a = (0.9127 * ((F101994 + 1) ** 1.0640))
    F101994a.save(Emplacement2 + str(cc))
    print "Inter-calibration de l'image " + cc + " effectuée"
```

Inter-calibration de l'image F121994.tif

```
Liste4 = arcpy.ListRasters("C_F121994*", "ALL")
```

```
for dc in Liste4:
```

```
    print "raster " + dc
    F121994 = Raster(dc)
    F121994a = (0.4225 * ((F121994 + 1) ** 1.3025))
    F121994a.save(Emplacement2 + str(dc))
    print "Inter-calibration de l'image " + dc + " effectuée"
```

Inter-calibration de l'image F121995.tif

```
Liste5 = arcpy.ListRasters("C_F121995*", "ALL")
```

```
for ec in Liste5:
```

```
    print "raster " + ec
    F121995 = Raster(ec)
    F121995a = (0.3413 * ((F121995 + 1) ** 1.3604))
    F121995a.save(Emplacement2 + str(ec))
    print "Inter-calibration de l'image " + ec + " effectuée"
```

Inter-calibration de l'image F121996.tif

```
Liste6 = arcpy.ListRasters("C_F121996*", "ALL")
```

```
for fc in Liste6:
```

```
    print "raster " + fc
    F121996 = Raster(fc)
    F121996a = (0.9247 * ((F121996 + 1) ** 1.0576))
    F121996a.save(Emplacement2 + str(fc))
    print "Inter-calibration de l'image " + fc + " effectuée"
```

Inter-calibration de l'image F121997.tif

```
Liste7 = arcpy.ListRasters("C_F121997*", "ALL")
```

```
for gc in Liste7:
```

```
    print "raster " + gc
    F121997 = Raster(gc)
    F121997a = (0.3912 * ((F121997 + 1) ** 1.3182))
    F121997a.save(Emplacement2 + str(gc))
    print "Inter-calibration de l'image " + gc + " effectuée"
```

Inter-calibration de l'image F121998.tif

```
Liste8 = arcpy.ListRasters("C_F121998*", "ALL")
```

```
for hc in Liste8:
```

```
    print "raster " + hc
    F121998 = Raster(hc)
    F121998a = (0.9734 * ((F121998 + 1) ** 1.0312))
    F121998a.save(Emplacement2 + str(hc))
    print "Inter-calibration de l'image " + hc + " effectuée"
```

Inter-calibration de l'image F121999.tif

```
Liste9 = arcpy.ListRasters("C_F121999*", "ALL")
```

```
for ic in Liste9:
```

```
    print "raster " + ic
    F121999 = Raster(ic)
    F121999a = (1.2743 * ((F121999 + 1) ** 0.9539))
    F121999a.save(Emplacement2 + str(ic))
```

```

    print "Inter-calibration de l'image " + ic + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F141997.tif
Liste10 = arcpy.ListRasters("C_F141997*", "ALL")
for jc in Liste10:
    print "raster " + jc
    F141997 = Raster(jc)
    F141997a = (1.3041 * ((F141997 + 1) ** 0.9986))
    F141997a.save(Emplacement2 + str(jc))
    print "Inter-calibration de l'image " + jc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F141998.tif
Liste11 = arcpy.ListRasters("C_F141998*", "ALL")
for kc in Liste11:
    print "raster " + kc
    F141998 = Raster(kc)
    F141998a = (0.9824 * ((F141998 + 1) ** 1.1070))
    F141998a.save(Emplacement2 + str(kc))
    print "Inter-calibration de l'image " + kc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F141999.tif
Liste12 = arcpy.ListRasters("C_F141999*", "ALL")
for lc in Liste12:
    print "raster " + lc
    F141999 = Raster(lc)
    F141999a = (1.0347 * ((F141999 + 1) ** 1.0904))
    F141999a.save(Emplacement2 + str(lc))
    print "Inter-calibration de l'image " + lc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F142000.tif
Liste13 = arcpy.ListRasters("C_F142000*", "ALL")
for mc in Liste13:
    print "raster " + mc
    F142000 = Raster(mc)
    F142000a = (0.9885 * ((F142000 + 1) ** 1.0702))
    F142000a.save(Emplacement2 + str(mc))
    print "Inter-calibration de l'image " + mc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F142001.tif
Liste14 = arcpy.ListRasters("C_F142001*", "ALL")
for nc in Liste14:
    print "raster " + nc
    F142001 = Raster(nc)
    F142001a = (0.9282 * ((F142001 + 1) ** 1.0928))
    F142001a.save(Emplacement2 + str(nc))
    print "Inter-calibration de l'image " + nc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F142002.tif
Liste15 = arcpy.ListRasters("C_F142002*", "ALL")
for oc in Liste15:
    print "raster" + oc
    F142002 = Raster(oc)
    F142002a = (0.9748 * ((F142002 + 1) ** 1.0857))
    F142002a.save(Emplacement2 + str(oc))
    print "Inter-calibration de l'image " + oc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F142003.tif
Liste16 = arcpy.ListRasters("C_F142003*", "ALL")
for pc in Liste16:
    print "raster" + pc
    F142003 = Raster(pc)
    F142003a = (0.9144 * ((F142003 + 1) ** 1.1062))
    F142003a.save(Emplacement2 + str(pc))
    print "Inter-calibration de l'image " + pc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F152000.tif
Liste17 = arcpy.ListRasters("C_F152000*", "ALL")
for qc in Liste17:
    print "raster" + qc
    F152000 = Raster(qc)
    F152000a = (0.8028 * ((F152000 + 1) ** 1.0855))
    F152000a.save(Emplacement2 + str(qc))
    print "Inter-calibration de l'image " + qc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F152001.tif
Liste18 = arcpy.ListRasters("C_F152001*", "ALL")
for rc in Liste18:
    print "raster" + rc
    F152001 = Raster(rc)
    F152001a = (0.8678 * ((F152001 + 1) ** 1.0646))
    F152001a.save(Emplacement2 + str(rc))
    print "Inter-calibration de l'image " + rc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F152002.tif
Liste19 = arcpy.ListRasters("C_F152002*", "ALL")
for sc in Liste19:

```

```

print "raster" + sc
F152002 = Raster(sc)
F152002a = (0.7706 * ((F152002 + 1) ** 1.0920))
F152002a.save(Emplacement2 + str(sc))
print "Inter-calibration de l'image " + sc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F152003.tif
Liste20 = arcpy.ListRasters("C_F152003*", "ALL")
for tc in Liste20:
    print "raster" + tc
    F152003 = Raster(tc)
    F152003a = (0.9852 * ((F152003 + 1) ** 1.1141))
    F152003a.save(Emplacement2 + str(tc))
    print "Inter-calibration de l'image " + tc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F152004.tif
Liste21 = arcpy.ListRasters("C_F152004*", "ALL")
for uc in Liste21:
    print "raster" + uc
    F152004 = Raster(uc)
    F152004a = (0.8640 * ((F152004 + 1) ** 1.1671))
    F152004a.save(Emplacement2 + str(uc))
    print "Inter-calibration de l'image " + uc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F152005.tif
Liste22 = arcpy.ListRasters("C_F152005*", "ALL")
for vc in Liste22:
    print "raster" + vc
    F152005 = Raster(vc)
    F152005a = (0.5918 * ((F152005 + 1) ** 1.2894))
    F152005a.save(Emplacement2 + str(vc))
    print "Inter-calibration de l'image " + vc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F152006.tif
Liste23 = arcpy.ListRasters("C_F152006*", "ALL")
for wc in Liste23:
    print "raster" + wc
    F152006 = Raster(wc)
    F152006a = (0.9926 * ((F152006 + 1) ** 1.1226))
    F152006a.save(Emplacement2 + str(wc))
    print "Inter-calibration de l'image " + wc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F152007.tif
Liste24 = arcpy.ListRasters("C_F152007*", "ALL")
for xc in Liste24:
    print "raster" + xc
    F152007 = Raster(xc)
    F152007a = (1.1823 * ((F152007 + 1) ** 1.0850))
    F152007a.save(Emplacement2 + str(xc))
    print "Inter-calibration de l'image " + xc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F162004.tif
Liste25 = arcpy.ListRasters("C_F162004*", "ALL")
for yc in Liste25:
    print "raster" + yc
    F162004 = Raster(yc)
    F162004a = (0.7638 * ((F162004 + 1) ** 1.1507))
    F162004a.save(Emplacement2 + str(yc))
    print "Inter-calibration de l'image " + yc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F162005.tif
Liste26 = arcpy.ListRasters("C_F162005*", "ALL")
for zc in Liste26:
    print "raster" + zc
    F162005 = Raster(zc)
    F162005a = (0.6984 * ((F162005 + 1) ** 1.2292))
    F162005a.save(Emplacement2 + str(zc))
    print "Inter-calibration de l'image " + zc + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F162006.tif
Liste27 = arcpy.ListRasters("C_F162006*", "ALL")
for ad in Liste27:
    print "raster" + ad
    F162006 = Raster(ad)
    F162006a = (0.9028 * ((F162006 + 1) ** 1.1306))
    F162006a.save(Emplacement2 + str(ad))
    print "Inter-calibration de l'image " + ad + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F162007.tif
Liste28 = arcpy.ListRasters("C_F162007*", "ALL")
for bd in Liste28:
    print "raster" + bd
    F162007 = Raster(bd)
    F162007a = (0.8864 * ((F162007 + 1) ** 1.1112))
    F162007a.save(Emplacement2 + str(bd))
    print "Inter-calibration de l'image " + bd + " effectuée"

```

```

# Inter-calibration de l'image F162008.tif
Liste29 = arcpy.ListRasters("C_F162008*", "ALL")
for cd in Liste29:
    print "raster" + cd
    F162008 = Raster(cd)
    F162008a = (0.9971 * ((F162008 + 1) ** 1.0977))
    F162008a.save(Emplacement2 + str(cd))
    print "Inter-calibration de l'image " + cd + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F162009.tif
Liste30 = arcpy.ListRasters("C_F162009*", "ALL")
for ed in Liste30:
    print "raster" + ed
    F162009 = Raster(ed)
    F162009a = (1.4637 * ((F162009 + 1) ** 0.9858))
    F162009a.save(Emplacement2 + str(ed))
    print "Inter-calibration de l'image " + ed + " effectuée"

# Inter-calibration de l'image F182010.tif
Liste31 = arcpy.ListRasters("C_F182010*", "ALL")
for fd in Liste31:
    print "raster" + fd
    F182010 = Raster(fd)
    F182010a = (0.8114 * ((F182010 + 1) ** 1.0849))
    F182010a.save(Emplacement2 + str(fd))
    print "Inter-calibration de l'image " + fd + " effectuées"

# 4. Limitation des valeurs et conversion des données float vers integer
Liste02 = arcpy.ListRasters("I_*", "ALL")
for gh in Liste02:
    print gh
    gi = Raster(gh)
    #gk = Con(gi >= 0, gi + 1, gi)
    gk = gi + 1
    gl = Int(gk + 0.5)
    gl.save(Dossier + "\\I_" + str(gh))
    print "Limitation et conversion des rasters effectuées"

# 5. Reprojection conique équivalente d'Albers centrée sur la Suisse des rasters
# Fichier de la projection en prj:
Projection = "C:\\Users\\Marlyse\\Desktop\\Memoire CG\\DMSP\\DMSP_OLS\\Suisse_Albers_Equal_Area_Conic2.prj"

ListeProj = arcpy.ListRasters("IG_*", "ALL")
for po in ListeProj:
    print po
    Emplacement_proj = "\\ " + "Proj_" + str(po)
# Process: Project Raster
arcpy.ProjectRaster_management(po, Emplacement_proj, Projection, "NEAREST", "250") # résolution de 250m
    print "re-projection effectuée"

# 6. Renommage final des rasters.
Liste001 = arcpy.ListRasters("Proj_*", "ALL")
for ra in Liste001:
    print ra
    rb = ra[12:19]
# Process: Rename
arcpy.Rename_management(ra, "Proj_" + rb + ".tif")
    print "Renommage effectué"

# 7. Calcul des statistiques des rasters inter-calibrés en fonction d'un shapefile des communes et exportation dans des tables
# Set local variables
InZoneData = "C:\\Users\\Marlyse\\Desktop\\Memoire CG\\DMSP\\DMSP_OLS\\communes_2015_g1g15.shp" # correspond aux communes suisses
ZoneField = "Numero"

ListeStat = arcpy.ListRasters("Proj_*", "ALL")
for st in ListeStat:
    print st
    OutTable = "\\ " + "Stat_" + str(st)
# Process: Zonal Statistics As Table
ZonalStatisticsAsTable(InZoneData, ZoneField, st, OutTable, "DATA", "ALL")
    print "Zonal statistics as table ok"

# 8. Re-projection conique équivalente d'Albers centrée sur la Suisse des rasters d'origine découpés

ListeProj = arcpy.ListRasters("C_*", "ALL")
for pp in ListeProj:
    print pp
    Emplacement_proj = "\\ " + "P_" + str(pp)
# Process: Project Raster
arcpy.ProjectRaster_management(pp, Emplacement_proj, Projection, "NEAREST", "1000")
    print "reprojection effectuée"

```

```
# 9 Calcul des statistiques des rasters d'origine mais découpés
ListeStat2 = arcpy.ListRasters("P_*", "ALL")
for su in ListeStat2:
    print su
    OutTable = "\\\\" + "S_" + str(su)
# Process: Zonal Statistics As Table
    ZonalStatisticsAsTable(InZoneData, ZoneField, su, OutTable, "DATA", "ALL")
    print "Zonal statistics as table ok"
```