
Occupation du sol en Région wallonne et au Grand-Duché de Luxembourg : analyse des changements d'occupation entre 2000 et 2018 et prédiction à l'horizon 2100

Auteur : Schmit, Aubin

Promoteur(s) : Meersmans, Jeroen

Faculté : Gembloux Agro-Bio Tech (GxABT)

Diplôme : Master en bioingénieur : sciences et technologies de l'environnement, à finalité spécialisée

Année académique : 2023-2024

URI/URL : <http://hdl.handle.net/2268.2/21458>

Avertissement à l'attention des usagers :

Tous les documents placés en accès ouvert sur le site le site MatheO sont protégés par le droit d'auteur. Conformément aux principes énoncés par la "Budapest Open Access Initiative"(BOAI, 2002), l'utilisateur du site peut lire, télécharger, copier, transmettre, imprimer, chercher ou faire un lien vers le texte intégral de ces documents, les disséquer pour les indexer, s'en servir de données pour un logiciel, ou s'en servir à toute autre fin légale (ou prévue par la réglementation relative au droit d'auteur). Toute utilisation du document à des fins commerciales est strictement interdite.

Par ailleurs, l'utilisateur s'engage à respecter les droits moraux de l'auteur, principalement le droit à l'intégrité de l'oeuvre et le droit de paternité et ce dans toute utilisation que l'utilisateur entreprend. Ainsi, à titre d'exemple, lorsqu'il reproduira un document par extrait ou dans son intégralité, l'utilisateur citera de manière complète les sources telles que mentionnées ci-dessus. Toute utilisation non explicitement autorisée ci-avant (telle que par exemple, la modification du document ou son résumé) nécessite l'autorisation préalable et expresse des auteurs ou de leurs ayants droit.



LIÈGE université
Gembloux
Agro-Bio Tech

**Occupation du sol en Région wallonne
et au Grand-Duché de Luxembourg :
analyse des changements d'occupation
entre 2000 et 2018 et prédiction à l'horizon 2100.**

SCHMIT Aubin

**TRAVAIL DE FIN D'ÉTUDES PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE
MASTER BIOINGÉNIEUR EN SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE L'ENVIRONNEMENT**

ANNÉE ACADÉMIQUE 2023-2024

PROMOTEUR : PR MEERSMANS Jeroen

© Toute reproduction du présent document, par quelque procédé que ce soit, ne peut être réalisée qu'avec l'autorisation de l'auteur et de l'autorité académique de Gembloux Agro-Bio Tech.

Le présent document n'engage que son auteur.



LIÈGE université
Gembloux
Agro-Bio Tech

**Occupation du sol en Région wallonne
et au Grand-Duché de Luxembourg :
analyse des changements d'occupation
entre 2000 et 2018 et prédiction à l'horizon 2100.**

SCHMIT Aubin

**TRAVAIL DE FIN D'ÉTUDES PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE
MASTER BIOINGÉNIEUR EN SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE L'ENVIRONNEMENT**

ANNÉE ACADÉMIQUE 2023-2024

PROMOTEUR : PR MEERSMANS Jeroen

Remerciements

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance aux personnes qui m'ont soutenu tout au long de ce travail de fin d'études.

Je commence par remercier grandement mon promoteur, le professeur Meersmans, pour son encadrement, ses précieux conseils et son aide tout au long de ce projet. Son soutien et ses retours m'ont permis d'aller au bout de ce travail dans les meilleures conditions.

Un grand merci aussi à l'équipe du service « Échanges Eau – Sol – Plantes » où j'ai eu la chance de travailler. Leur accueil et leurs expertises m'ont, non seulement, aidé à avancer, mais ont aussi rendu cette expérience très enrichissante.

Je n'oublie pas non plus l'ensemble de mes professeurs qui ont participé à mon apprentissage au cours de ces cinq années d'études. Grâce à eux, j'ai pu acquérir les connaissances et les compétences nécessaires pour mener à bien ce projet.

Ces années d'études ont été marquées par des amitiés inoubliables. Je remercie chaleureusement tous mes amis, qui ont rendu ces cinq années si spéciales. Une pensée particulière pour Joran et Neo, avec qui j'ai partagé de nombreux travaux et moments forts durant mon master.

Enfin, je tiens à remercier du fond du cœur mes parents et ma sœur, Apolline, pour leur soutien sans faille. Leur présence, leurs encouragements et leur aide pour relire ce travail m'ont été précieux tout au long de ce parcours.

Résumé

Les changements d'occupation du sol ont des impacts importants sur la stabilité et le maintien des services écosystémiques. Pour cette raison, ce travail a pour objectif d'analyser les changements d'occupation du sol en Région wallonne et au Grand-Duché de Luxembourg et de prédire l'évolution de cette occupation à l'horizon 2100. L'occupation du sol est décrite par six classes formées à partir des données des cartes CORINE de 2000 à 2018. Les probabilités d'occurrence de chacune des classes sont calculées pour 2012 par régressions logistiques pas à pas, basées sur des facteurs topographiques, climatiques, pédologiques, socio-économiques et politiques. Cette calibration est effectuée à trois échelles spatiales distinctes (globale, nationale et régionale). Pour sélectionner le meilleur modèle, une validation est réalisée sur les prédictions pour 2018 selon les trois échelles. L'échelle spatiale la plus performante est l'échelle nationale. Celle-ci est donc utilisée pour prédire l'occupation du sol à l'horizon 2100 selon deux scénarios. Le premier, le scénario « business as usual », représente la continuité des changements entre 2012 et 2018. Le second scénario, « planification durable », prend en compte les mesures politiques de planification du sol, notamment pour atteindre la fin de l'artificialisation nette d'ici 2050.

Abstract

Changes in land cover have significant impacts on the stability and maintenance of ecosystem services. For this reason, this work aims to analyze land cover changes in the Walloon Region and the Grand Duchy of Luxembourg and to forecast the evolution of this land cover by 2100. Land cover is described by six classes derived from CORINE map data from 2000 to 2018. The probabilities of occurrence for each class are calculated for 2012 using stepwise logistic regressions based on topographical, climatic, pedological, socio-economic, and political factors. This calibration is performed at three distinct spatial scales (study-wide, national, and regional). To select the best model, validation is carried out on the predictions for 2018 according to the three scales. The most effective spatial scale is the national scale. This scale is therefore used to predict land cover by 2100 according to two scenarios. The first scenario, "business as usual", represents the continuation of changes between 2012 and 2018. The second scenario, "sustainable planning", considers political land cover planning measures, in particular those aimed at achieving an end to net artificialization by 2050.

Table des matières

Remerciements	I
Résumé	II
Abstract	II
Table des matières	III
Table des figures	V
Liste des tableaux	VI
Liste des abbréviations	VII
1 Introduction	1
1.1 Mise en contexte	1
1.2 Différence entre occupation du sol et utilisation du sol	2
1.3 Historique de la cartographie de l'occupation du sol	2
1.4 Modèles prédictifs de l'occupation du sol	3
1.4.1 Chaines de Markov	3
1.4.2 Régression logistique	4
1.4.3 Cellular automata	5
1.4.4 Modèle économique	5
1.4.5 Modèle basé sur des agents (ABM)	6
1.4.6 Modèle par apprentissage automatique	6
1.4.7 Modèles hybrides	7
1.5 Revue des facteurs	7
2 Matériel et méthodes	9
2.1 Zone d'étude	9
2.2 Occupation du sol	10
2.2.1 Cartes d'occupation du sol	10
2.2.2 Reclassification des cartes d'occupation du sol	11
2.2.3 Analyse des changements d'occupation du sol	11
2.3 Facteurs	12
2.3.1 Facteurs topographiques	12
2.3.2 Facteurs climatiques	13
2.3.3 Facteurs pédologiques	13
2.3.4 Facteurs socio-économiques	14
2.3.5 Facteur politique	14
2.4 Modèle logistique	14
2.4.1 Analyse de la colinéarité des variables	15
2.4.2 Calibration des régressions logistiques	15
2.4.3 Prédire l'expansion	16
2.5 Validation	17
2.6 Prédictions futures	17
2.6.1 Scénario « business as usual »	18
2.6.2 Scénario « planification durable »	18
2.7 Diagrammes méthodologiques	18

3	Résultats	21
3.1	Analyse de l'occupation du sol entre 2000 et 2018	21
3.2	Multicolinéarité des variables	25
3.3	Modèles logistiques et cartes de probabilités	26
3.4	Validation des modèles	32
3.5	Prédictions futures	34
3.5.1	Scénario « business as usual »	34
3.5.2	Scénario « planification durable »	35
3.5.3	Transitions pour les deux scénarios	36
4	Discussion	38
4.1	Changements d'occupation du sol	38
4.2	Sélection et impact des facteurs	38
4.2.1	Multicolinéarité	38
4.2.2	Modélisation pas à pas	39
4.2.3	Impacts des facteurs	40
4.3	Comparaison des cartes de probabilités	41
4.4	Performance des modèles	42
4.5	Comparaison des scénarios de prédicition pour 2102	43
4.6	Améliorations et pistes de recherche	44
5	Conclusion	46
	Bibliographie	53
	Liste des annexes	54

Table des figures

1.1	Schéma d'un perceptron multicouche	7
2.1	Découpage de la zone d'étude en 8 zones agro-géographiques	10
2.2	Angles d'orientation de la pente par rapport à la rose des vents	13
2.3	Diagramme présentant la méthodologie utilisée pour la calibration des modèles et les prédictions pour 2018.	19
2.4	Diagramme présentant la méthodologie utilisée pour les prédictions futures jusqu'à 2102.	20
3.1	Répartition de l'occupation du sol pour les années a) 2000, b) 2006, c) 2012 et d) 2018.	21
3.3	Cartes de probabilité calibrées à l'échelle globale.	29
3.4	Cartes de probabilité calibrées à l'échelle nationale.	30
3.5	Cartes de probabilité calibrées à l'échelle régionale.	31
3.6	Pourcentage d'expansion prédite correctement placée en fonction de la distance par rapport à l'expansion réelle entre 2012 et 2018 et en fonction de l'échelle spatiale.	32
3.7	Carte de l'occupation du sol prédite pour l'année 2102 selon le scénario « business as usual ».	34
3.8	Carte de l'occupation du sol prédite pour l'année 2102 selon le scénario « planification durable ».	35
3.9	Délimitations des 3 zones Z1, Z2 et Z3.	36
3.9	Cartes des transitions d'occupation du sol entre 2018 et 2102 selon les scénarios	37

Liste des tableaux

1.1	Exemple de matrices pour une chaine de Markov	4
2.1	Liste des régions découpant la zone d'étude en trois échelles spatiales	10
2.2	Exemple de matrice de transition	11
2.3	Exemple de compétition spatiale	16
2.4	Exemple de matrice de confusion pour le calcul de l'indice kappa	17
3.1	Matrices de transition entre 2000 et 2018 (surfaces en hectares)	24
3.2	Tables reprennant les chiffres clés des matrices de transitions des annexes 5 et 6.	25
3.3	Résultats de l'analyse de multicolinéarité des variables quantitatives	25
3.4	Table des signes des coefficients pour les modèles de probabilité d'occupation de la classe « zone urbaine »	26
3.5	Table des signes des coefficients pour les modèles de probabilité d'occupation de la classe « culture »	27
3.6	Table des signes des coefficients pour les modèles de probabilité d'occupation de la classe « prairie »	27
3.7	Table des signes des coefficients pour les modèles de probabilité d'occupation de la classe « forêt »	28
3.8	Table des signes des coefficients pour les modèles de probabilité d'occupation de la classe « lande et tourbière »	28
3.9	Indice kappa de l'expansion prédite pour les trois échelles spatiales.	32
3.10	Matrices des erreurs relatives de transitions entre 2012 et l'occupation prédite en 2018	33
3.11	Matrice de transition entre 2018 et la prédiction pour 2102 selon le scénario « business as usual »	35
3.12	Matrice de transition entre 2018 et la prédiction pour 2102 selon le scénario « planification durable »	36

Liste des abbréviations

ABM	Modèle basé sur des agents (Agent-based model)
AIC	Critère d'information d'Akaike (Akaike information criterion)
ANN	Réseaux neuronaux artificiels (Artificial neural network)
AVHRR	Radiomètre avancé à très haute résolution (Advanced very high resolution radiometer)
BAU	Business as usual
CA	Cellular automata
CLC	CORINE Land cover
LR	Régression logistique (Logistic regression)
MCM	Modèle de chaînes de Markov (Markov chain model)
MLP	Perceptron multicouche (Multilayer perceptron)
SCR	Système de coordonnées de référence
VIF	Facteur d'inflation de la variance (Variance inflation factor)

Chapitre 1

Introduction

1.1 Mise en contexte

Sur notre planète, entre 1992 et 2016, plus de 347 000 km² de terres ont été artificialisées (He et al., 2019; Huang et al., 2020). Ceci représente un taux d'expansion urbaine annuel moyen de 3,5 % (He et al., 2019; Huang et al., 2020). Toutes les régions du globe sont touchées par ces changements d'occupation du sol et, principalement, par l'expansion urbaine. En Europe, bien que ce phénomène soit moins marqué que dans le reste du monde, on recense tout de même un taux d'expansion annuel des zones artificielles d'approximativement 2,5 % entre 1970 et 2000 (Seto et al., 2011). Selon Seto et al. (2011) ce taux a tendance à diminuer au fil des années. Malgré la diminution du taux d'expansion urbaine en Europe, celui-ci est encore de 0,45 % entre 2006 et 2012, ce qui correspond à une artificialisation de 1065 km² par an (EEA et al., 2017). Bien qu'à l'échelle européenne, l'expansion urbaine soit en diminution, ce n'est pas le cas de toutes les régions. En Europe de l'Est, le taux est passé de 1,7 % entre 1990 et 2000 à 2 % entre 2000 et 2006 (Feranec et al., 2017).

En Belgique, l'expansion urbaine est en forte diminution. Entre 1990 et 2000, le taux annuel était de 0,67 % (Feranec et al., 2010) et n'était plus que de 0,1 % entre 2006 et 2012 (EEA et al., 2017). Ces expansions urbaines se font souvent au détriment de zones agricoles et naturelles. En effet, entre 1955 et 1997, la ville de Bruxelles a connu un taux d'expansion de 75,9 %, engendrant une perte de 19,3 % des zones naturelles et agricoles de la région (Lavalle et al., 2002). Au Grand-Duché de Luxembourg, l'expansion urbaine est plus importante qu'en Belgique. Selon EEA et al. (2017), le taux grand-ducal entre 2006 et 2012 est de plus ou moins 0,33 %.

Plusieurs études s'attèlent à prédire les surfaces de sol artificialisées dans le futur. Selon Angel et al. (2011), cette surface pourrait atteindre, pour la planète entière, entre 1 145 698 et 3 114 330 km² d'ici 2040 en fonction des scénarios de développement de l'évolution de la densité urbaine. D'après le scénario le plus probable de Seto et al. (2011), la surface de sol artificialisée serait de 1 527 000 km² en 2030, alors que celle-ci ne faisait que 602 864 km² en 2000 (Angel et al., 2011).

Les changements d'occupation du sol comme l'urbanisation, chiffrée précédemment, l'abandon des zones agricoles ou encore l'expansion des prairies et de l'élevage menace la stabilité des services écosystémiques (Gaglio et al., 2017). Les services écosystémiques représentent l'ensemble des bénéfices qui sont fournis par les écosystèmes et qui profitent aux humains et à la société. L'expansion urbaine a un impact négatif sur la majorité de ces services (Cabral et al., 2016). En Ethiopie, Admasu et al. (2023) montre une diminution importante des services écosystémiques suite à une importante conversion des forêts et des prairies en zones urbaines ou agricoles.

Hasan et al. (2020) souligne que l'expansion urbaine augmente la consommation des ressources et engendre, par conséquent une diminution de la biodiversité et une destruction d'habitats naturels. De manière générale, les changements d'occupation du sol sont une cause du changement climatique et la source de pressions sur les écosystèmes (Hasan et al., 2020). La diminution du débit des cours d'eau et de la séquestration du carbone, ainsi que l'augmentation de la dégradation des sols, de l'érosion et de la perte en nutriments dans le sol, sont causées par les changements d'occupation

du sol (Hasan et al., 2020). Othoniel et al. (2019) montre qu’au Grand-Duché de Luxembourg, l’expansion urbaine a un impact négatif sur la pollinisation et la production agricole. L’expansion des cultures et des prairies tend à diminuer la séquestration du carbone (Othoniel et al., 2019), alors que l’expansion forestière tend à l’augmenter (Othoniel et al., 2019; Stürck et al., 2015). La conversion de zones forestières en cultures augmente le ruissellement de surface et, par conséquent, le risque d’inondation (Mondal & Zhang, 2018). Même des changements d’occupation en faible quantité peuvent avoir un impact. Clerici et al. (2014) montre que des conversions très localisées dans les zones ripariennes des rivières européennes ont un impact négatif important sur les services écosystémiques.

Au vu de l’importance que représentent ces dynamiques pour les écosystèmes, il est intéressant de quantifier l’évolution de l’occupation du sol. C’est pourquoi l’objectif de ce travail est d’analyser les changements d’occupation du sol en Région wallonne et au Grand-Duché de Luxembourg et de prédire l’évolution de cette occupation pour l’horizon 2100.

1.2 Différence entre occupation du sol et utilisation du sol

L’occupation du sol est un concept permettant de définir la couverture physique d’une région en fonction du couvert du sol, notamment en distinguant la présence et le type des différents couverts végétaux. Ce concept n’est cependant pas homogène à l’échelle du globe. En effet, les critères qui définissent une forêt en Europe ne sont pas identiques à ceux qui définissent une forêt en Afrique sub-saharienne ou en Amérique du nord (Comber et al., 2005). De plus, un second concept fortement lié au premier crée parfois une confusion. Il s’agit de l’utilisation du sol (Loveland, 2012). Comme son nom l’indique, l’utilisation du sol fait, elle, référence à la manière dont la société humaine utilise le sol (Loveland, 2012). Il semble assez évident que ces deux concepts sont étroitement liés. Une zone d’occupation du sol qualifiée d’urbaine ou d’artificielle peut accueillir un quartier résidentiel ou une zone industrielle qui font référence à l’utilisation de ce sol. Cependant, la connexion entre ces termes est plus complexe car certaines utilisations du sol peuvent être associées à différentes occupations (Loveland & DeFries, 2004). Dans notre analyse, il sera donc primordial de bien faire la distinction entre l’occupation et l’utilisation du sol.

1.3 Historique de la cartographie de l’occupation du sol

Les racines de la cartographie de l’occupation du sol comme on la connaît aujourd’hui proviennent de la première moitié du 20^e siècle avec l’arrivée des premières photos aériennes. À cette époque, elles servaient principalement à la gestion des ressources forestières, agricoles et hydrologiques (Loveland, 2012). Au début des années 70, on commence à voir arriver la télédétection à usage civil depuis l’espace, favorisant le développement des techniques de cartographie sur images satellites. La NASA lance, en 1972, le projet Landsat (Loveland, 2012). Celui-ci permet de récolter des images multispectrales de la surface de la Terre à une résolution assez fine pour permettre la détection et la différenciation des changements naturels et de ceux causés par l’Homme (Loveland, 2012). L’US Geological Survey développe, en 1976, une méthodologie de classification à partir de données issues de télédétection. Celle-ci est basée sur trois principes majeurs (Anderson et al., 1976) :

- Le système de classification est basé sur l’occupation du sol mais comporte des exemples d’utilisation du sol qui s’y rapportent.
- La classification comporte 4 niveaux hiérarchiques pour des échelles et des utilisations différentes. Les 2 premiers niveaux sont destinés à une utilisation à l’échelle nationale ou régionale et les 2 derniers à l’échelle locale.
- La classification doit atteindre une justesse de 85 %. Cette valeur est encore considérée comme un standard de justesse aujourd’hui (Loveland, 2012).

Durant les années 80, de nombreuses avancées ont été effectuées sur la cartographie de l’occupation du sol, notamment grâce au développement d’outils et de techniques informatiques. Le traitement des images a été amélioré par l’arrivée de différentes techniques comme la classification spatiale-spectrale

(Landgrebe, 1980), la classification multispectrale (Bryant, 1989) et l'algorithme de classification basé sur la texture (Swain et al., 1981). Les années 80 voient également l'arrivée de nombreux programmes informatiques qui ont permis d'élargir le traitement des images Landsat à une plus grande échelle (Loveland, 2012). Avec le lancement des campagnes Landsat 4 et 5 en 1982 et 1984, les images issues de la télédétection ont vu leur résolution passer de 79 m à 30 m. En effet, un nouveau capteur a permis d'améliorer la prise d'image. De plus, il a rendu possible l'identification de l'occupation du sol dans des conditions plus complexes grâce à des mesures du spectre infrarouge à ondes courtes (Loveland, 2012). L'avancée la plus importante de la décennie est sans doute l'utilisation par Tucker et al. (1985) de données de radiomètre avancé à très haute résolution, en anglais : *advanced very high resolution radiometer* (AVHRR). Cette recherche a grandement influencé le futur de la cartographie de l'occupation du sol (Loveland, 2012).

Les avantages de l'AVHRR ont entraîné de nombreuses études à grande échelle partout sur la planète pendant les années 90. Toutes ces études ont participé au développement et à l'amélioration des techniques de prises d'images et de classification. On voit arriver les premières applications à l'échelle du globe. Une course, pour avoir la meilleure résolution sur l'ensemble de la Terre, commence alors. En 1995, DeFries et al. (1995) parvient à obtenir une résolution de 1°. Trois ans plus tard, cette résolution est déjà améliorée jusqu'à 8 km (DeFries et al., 1998). En 1999, Loveland et al. (1999) atteint une résolution de 1 km à l'échelle planétaire. Les années 90 voient également le lancement du projet Européen « CORINE land cover » qui a pour objectif de cartographier l'occupation du sol à l'échelle européenne (Heymann, 1994). Les progrès dépassent tous ceux des décennies précédentes et l'arrivée de nouvelles techniques de classification comme les réseaux neuronaux ou les arbres de décisions a encore affiné la précision des cartographies de l'occupation du sol (Loveland, 2012).

Depuis les années 90, les projets de cartographie à long terme comme Landsat et CORINE continuent de s'améliorer et fournissent des données d'occupation du sol périodiques. Parallèlement, le nombre d'articles et de cas d'études sur le sujet ne cesse d'augmenter et les analyses se concentrent sur l'ensemble des échelles possibles.

1.4 Modèles prédictifs de l'occupation du sol

1.4.1 Chaines de Markov

Les chaines de Markov sont souvent utilisées pour modéliser l'évolution temporelle de l'occupation du sol. Ce modèle est basé sur le principe de la continuité historique (van Schrojenstein Lantman et al., 2011), c'est-à-dire qu'il considère que l'évolution des changements d'occupation du sol suit la même tendance que dans le passé. Pour réaliser cette prédiction, il est nécessaire d'avoir au minimum deux cartes d'occupation du sol de deux années différentes. À partir de celles-ci, une matrice de transition peut être créée (table 1.1a). Celle-ci représente les surfaces de sol qui transitionnent d'une classe à une autre entre le temps t et $t+1$. Cette matrice constitue l'élément de base du modèle de Markov. De celle-ci, il est possible de calculer les probabilités de chacune des transitions (Gaur et al., 2020). La matrice de probabilités de transition, montrée à la table 1.1b, est calculée selon la formule 1.1 (Kumar et al., 2014; Liping et al., 2018). La répartition de l'occupation du sol au temps $t+1$ peut être calculée par le produit matriciel de cette matrice de transition et de la répartition au temps t , voir formule 1.2.

TABLE 1.1 – Exemple de matrices pour une chaîne de Markov

(a) Matrice de transition

	t			
t+1	T_{11}	...	T_{1n}	$Tot_{1.}$
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	T_{n1}	...	T_{nn}	$Tot_{n.}$
	$Tot_{.1}$...	$Tot_{.n}$	Tot

(b) Matrice de probabilités de transition

	t		
t+1	P_{11}	...	P_{1n}
	\vdots	\vdots	\vdots
	P_{n1}	...	P_{nn}

$$P_{ij} = \frac{T_{ij}}{Tot_{.j}} \quad (1.1)$$

$$S_{t+1} = P_{ij} \times S_t \quad (1.2)$$

Les chaînes de Markov ont pour grand avantage d'être très simples à mettre en place (Gaur & Singh, 2023). Cependant, cette grande simplicité devient un désavantage au vu de la complexité des processus de changements d'occupation du sol. En effet, ces modélisations ne tiennent pas compte de l'aspect spatial des transitions (van Schrojenstein Lantman et al., 2011). De plus, elles n'incluent pas les décisions humaines qui peuvent avoir un impact sur l'évolution de l'occupation du sol. (Gaur & Singh, 2023).

1.4.2 Régression logistique

Un autre modèle mathématique largement utilisé est la régression logistique. Le principe de ce type de régression est de prédire la probabilité d'occurrence d'un événement à partir d'une série de variables explicatives. Dans le contexte de l'occupation du sol, un événement peut être l'appartenance à une catégorie d'occupation (van Schrojenstein Lantman et al., 2011) ou bien la transition d'une occupation à une autre entre deux années (Muzdalifah et al., 2020; Pasaribu et al., 2020). L'occurrence d'un événement est notée 1 et son absence 0. Les probabilités prédites sont donc exprimées entre 0 et 1. Les régressions logistiques sont des modèles linéaires binomiaux avec une fonction de lien logarithmique. Cela signifie que cette fonction lien est une combinaison linéaire des différentes variables explicatives, comme le montre la formule 1.3 (Chang et al., 2021; Gaur et al., 2020). La probabilité prédite peut donc être isolée et exprimée par l'équation 1.4 (Chang et al., 2021; Millington et al., 2007). Cette méthode permet ainsi de créer des cartes de probabilités d'occupation de sol ou bien de transition d'occupation de sol. Un modèle unique est nécessaire pour chacune des catégories ou des transitions possibles.

$$\ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon \quad (1.3)$$

$$P = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)}} \quad (1.4)$$

Où P est la probabilité de la variable dépendante, β_0 l'ordonnée à l'origine, $\beta_1, \beta_2, \beta_n$ les coefficients associés aux variables X_1, X_2, X_n et ε le résidu.

De nombreuses études réalisées tout autour du globe se basent sur ce type de modélisation. Nguyen et al. (2022) a utilisé une régression logistique pour prédire la probabilité d'occurrence de chacune des catégories d'occupation de sol dans la province de Lam Dong au Vietnam. Dans la régence de Kubu Raya en Indonésie, une étude similaire a été menée par Pradana et al. (2023).

Ce type de modèle présente l'avantage d'être relativement simple à utiliser et permet d'analyser l'impact des variables sur l'occupation du sol. Il est cependant nécessaire d'avoir suffisamment d'événements positifs par rapport aux événements négatifs afin de s'assurer de la stabilité du modèle.

Ce dernier point peut notamment poser problème dans l’analyse de la probabilité de transition d’une occupation à une autre puisque, pour certaines transitions, le nombre d’occurrence est très faible. Pour pallier ce problème, il est possible d’utiliser des régressions logistiques à événement rare qui permettent de traiter des problèmes où l’occurrence positive est douze fois à mille fois inférieure à l’absence d’événement. Ce type de régression est notamment utilisé pour prédire la probabilité de glissements de terrain (Chiessi et al., 2016; Guns & Vanacker, 2012; Van Den Eeckhaut et al., 2006).

1.4.3 Cellular automata

Le modèle de cellular automata (CA) permet de prendre en compte l’interaction spatiale au sein de la région considérée. Ce modèle découpe la région en une grille où chaque cellule représente l’état de l’occupation du sol à un moment t (Schweitzer et al., 2011). L’état des cellules évolue entre t et $t+1$ en fonction de l’état des cellules voisines (Schweitzer et al., 2011). CA est basé sur des règles de transitions, sur l’effet du voisinage et sur une certaine expertise (Serneels et al., 2001). Contrairement aux modèles logistiques qui permettent de réaliser des cartes de probabilités, CA crée des cartes de convenance (Lin et al., 2011). L’état de chaque cellule au temps $t+1$ peut être exprimé par l’équation 1.5 (Gaur et al., 2020; Liping et al., 2018).

$$S_{t+1} = f(S_t, I_t^h) \quad (1.5)$$

Où S_{t+1} est l’état de la cellule au temps $t+1$, $f()$ est la règle de transition, S_t l’état de la cellule au temps t et I_t^h fait référence au voisinage de taille h au temps t .

Le modèle CA a de nombreux avantages. Le terme de voisinage permet de prendre en compte l’interaction spatiale entre les cellules. Sa dimension spatiale lui offre une compatibilité avec de nombreuses données spatiales comme l’occupation du sol (Noszczyk, 2019). CA peut également représenter de façon directe les processus spatiaux (Noszczyk, 2019). Malgré cela, il possède tout de même certains inconvénients non négligeables. Il manque l’aspect de dynamique temporelle. De plus, les liens entre les règles de transitions établies et les agents réels du changement d’occupation du sol sont souvent manquants (Noszczyk, 2019). De même, les facteurs socio-économiques ayant un impact sur les dynamiques d’occupation du sol ne sont pas inclus (Gaur et al., 2020).

Pour contrer le manque de dynamique temporelle, de nombreuses études associent un modèle CA à une chaîne de Markov (CA-MCM). C’est le cas de Hamad et al. (2018) qui a prédit les changements d’occupation du sol à Erbil en Iraq à l’aide d’un modèle CA-MCM. Au Bangladesh, cette méthode a été utilisée dans le « Chunati Wildlife Sanctuary » (Islam et al., 2018). Asif et al. (2023) a prédit l’occupation du sol en 2022 dans la province de Punjab au Pakistan.

1.4.4 Modèle économique

Certains modèles considèrent les changements d’occupation du sol comme des processus de marché économique (Gaur & Singh, 2023). On parle alors de modèles économiques. Dans ces modèles, le sol est vu comme un moyen de production et son aspect spatial n’est que très peu pris en considération (Alcamo et al., 2006). Ils utilisent des principes de base de l’économie comme l’offre et la demande ou les coûts et bénéfices. L’hypothèse principale de ce type de modèles est que le propriétaire du sol cherche à maximiser son profit (Dang & Kawasaki, 2016). Le modèle économique de changement d’occupation du sol se base sur une théorie de von Thünen qui dit que si le profit d’un produit est supérieur au coût de transport du dit produit, la surface utilisée pour sa production restera exploitée (van Schrojenstein Lantman et al., 2011).

Ce type de modèle présente des désavantages majeurs. L’aspect géographique de l’occupation du sol n’est que très peu pris en considération, voire pas du tout (Verburg et al., 2003). En effet, ces modèles considèrent que l’économie est le facteur principal des changements d’occupation du sol (Dang & Kawasaki, 2016).

1.4.5 Modèle basé sur des agents (ABM)

La modélisation basée sur des agents consiste à créer une simulation informatique d'une série d'agents et de leur environnement (Gaur & Singh, 2023; Noszczyk, 2019). Les agents sont définis comme étant les acteurs des processus de changements d'occupation du sol, que ce soit des individus, des entreprises ou même des entités gouvernementales (van Schrojenstein Lantman et al., 2011). Ceux-ci interagissent entre eux et avec leur environnement selon des règles définies avec une certaine expertise (Gaur & Singh, 2023). Les ABM sont donc axés autour de 3 points indispensables : les agents, l'environnement et les règles d'interaction.

Le grand avantage de ces modèles est qu'ils intègrent les décisions des êtres humains et leurs interactions avec l'environnement. Cependant, modéliser cela demande une quantité de données et d'informations importante et une certaine expertise quant aux différents processus auxquels participent les agents. De plus, les modèles requièrent une grande puissance de calcul. Pour ces raisons, les ABM sont souvent limités à une échelle locale.

Ce type de modèles possède une large gamme d'applications : de l'analyse de l'utilisation et de l'occupation du sol à l'analyse des politiques de planification (Matthews et al., 2007). Valbuena et al. (2010) a mis en place un ABM et l'a appliqué sur une région de 600 km² à l'est des Pays-Bas. QuanLi et al. (2015) utilise un ABM optimisée pour modéliser les changements d'occupation du sol dans le bassin du lac Erhai en Chine. Une étude sur Téhéran en Iran, qui se concentre sur l'expansion urbaine, identifie 3 classes d'agents : les résidents, les développeurs de projets immobiliers et le gouvernement local (Jokar Arsanjani et al., 2013).

1.4.6 Modèle par apprentissage automatique

La création de cartes de probabilités de transition d'occupation de sol peut également se faire par l'intermédiaire de modèles basés sur l'apprentissage automatique (*machine learning* en anglais). Les réseaux neuronaux artificiels (ANN) sont utilisés afin de simuler un réseau neuronal biologique. Parmi les ANN, le perceptron multicouche (MLP) peut servir à prédire la probabilité d'occurrence d'une occupation de sol. Un MLP est une suite de couches contenant des nœuds et des liens connectant les nœuds des couches adjacentes, comme le montre la figure 1.1. Chaque lien est caractérisé par un poids. La première couche correspond aux variables explicatives et la dernière à la variable dépendante. Les poids des différents liens sont ajustés par rétropropagation, processus qui part de la couche de sortie vers l'entrée (Mas & Flores, 2008; Tu, 1996). Ces ajustements sont effectués afin d'optimiser l'erreur quadratique moyenne, qui est un indicateur de la performance de la calibration du modèle (Ahmadlou et al., 2016).

Ahmadlou et al. (2016) a utilisé un MLP à 3 couches pour modéliser les changements d'utilisation du sol en Iran . Au Bangladesh, une étude a été effectuée grâce à un MLP sur le « Chunati Wildlife Sanctuary » (Islam et al., 2018). Ce perceptron a été réalisé avec le logiciel IDRISI.

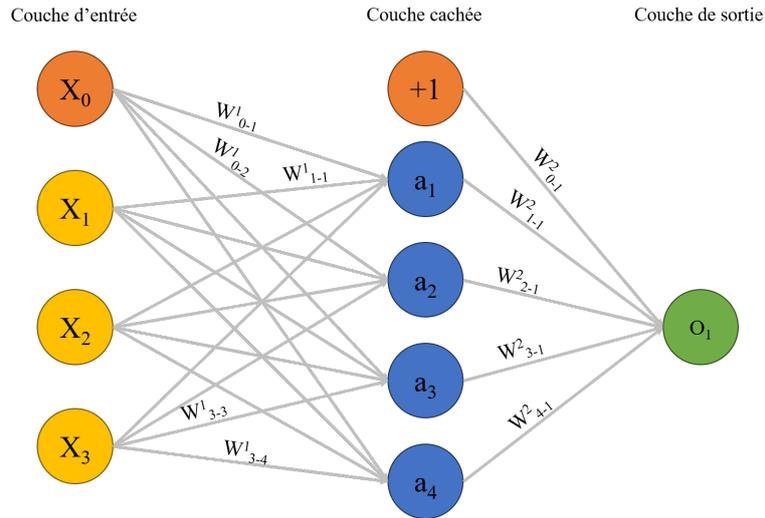


FIGURE 1.1 – Schéma d'un perceptron multicouche où W_{y-z}^x est le poids entre le nœud y de la couche x et le nœud z de la couche $x+1$. Les nœuds orange sont ajoutés par le réseau neuronal afin d'estimer l'ordonnée à l'origine.

1.4.7 Modèles hybrides

Afin de capitaliser sur les forces de certains modèles tout en palliant leurs faiblesses, certaines études s'intéressent à la création de modèles hybrides. Par exemple, (Gaur et al., 2020) combinent une régression logistique (LR) et un perceptron multicouche avec un cellular automata pour bénéficier de l'interaction spatiale apportée par le CA, ce qui améliore la performance des modèles. Théoriquement, cela est mis en place par la modification des cartes de probabilités afin d'y intégrer un terme d'interaction spatiale, comme le montre la formule 1.6 (Poelmans & Van Rompaey, 2010). (Gaur et al., 2020) conclue que le modèle le plus performant dans le cadre de leur application sur le bassin de la rivière Subarnarekha dans l'est de l'Inde reste le MLP.

$$P_{hyb} = P_{LR/MLP} \times N_{bu}^{\sigma} \quad (1.6)$$

Où P_{hyb} est la probabilité de transition d'une cellule, $P_{LR/MLP}$ la carte de probabilités du modèle LR ou MLP et N_{bu}^{σ} est l'effet de voisinage avec σ qui est l'importance accordée à cet effet.

Une autre étude utilise un modèle hybride MLP-CA et le compare aux modèles isolés (MLP et CA) dans la province de Java occidentale en Indonésie (Dede et al., 2021). Les résultats de cette étude concordent avec ceux de Gaur et al. (2020). En effet, le moins bon modèle des trois est le modèle hybride MLP-CA.

1.5 Revue des facteurs

Certains modèles comme les régressions logistiques et les perceptrons multicouches requièrent une série de variables permettant d'expliquer les changements d'occupation du sol. Les facteurs ayant un impact sur l'occupation du sol ou qui sont corrélés avec celle-ci peuvent s'avérer être des variables explicatives pertinentes. Dans la littérature scientifique, de nombreux facteurs ont été identifiés. Les revues bibliométriques, qui quantifient la production scientifique sur des sujets précis, permettent de se faire une idée des facteurs utilisés.

Une première revue analyse 110 études du monde entier s'intéressant aux thématiques du développement urbain et des changements d'occupation du sol (Allan et al., 2022). La pente et l'altitude sont considérées comme un facteur dans 13 % et 7 % des cas. Plus de 20 % des études ont identifié comme variables les progrès technologiques et les transformations industrielles (Allan et al., 2022), probablement dans les analyses du développement urbain. L'augmentation de la population

est présente dans 25 % des études et les politiques locales dans 20 %. Les transports sont également souvent repris dans les études. En effet, le réseau routier affiche un score de 27 %, 15 % pour les autoroutes et 8 % pour le réseau ferroviaire (Allan et al., 2022). Certains facteurs socio-économiques sont également repris de manière récurrente. Le PIB se trouve dans 14 % des études analysées et le taux de chômage dans 4 % (Allan et al., 2022).

Une revue bibliométrique similaire a été réalisée en analysant 144 articles concernant des études sur le territoire européen dont 26 dans l'Europe de l'Ouest (Plieninger et al., 2016). Les facteurs influençant les changements d'occupation du sol y sont regroupés en 5 catégories : facteurs politiques, économiques, culturels, technologiques et naturels. Les facteurs politiques se retrouvent dans 75 % des études à travers l'Europe et dans 88 % de celles de l'Europe de l'Ouest (Plieninger et al., 2016). En ce qui concerne les facteurs culturels, ils sont identifiés dans 62 % des articles sur l'Europe de l'Ouest, notamment au travers des facteurs ayant trait à la population repris dans 38 % des études (Plieninger et al., 2016). Les facteurs naturels tels que le climat, la topographie ou les conditions pédologiques sont représentés, respectivement, dans 12 %, 46 % et 42 % des cas au niveau de l'Europe de l'Ouest (Plieninger et al., 2016).

Van Soesbergen (2016) relève également que les facteurs climatiques, comme la température et les précipitations, les conditions pédologiques et les politiques de gestion des terres ont un impact sur les dynamiques d'occupation et d'utilisation du sol. Une étude, réalisée par Guarderas et al. (2022) en Équateur, considère des variables topographiques telles que l'altitude, la pente et l'orientation de la pente ainsi que des variables socio-économiques comme la population et la distance par rapport aux routes. Des facteurs pédologiques concernant la texture du sol, soit les teneurs en argile, en limon et en sable, ont été identifiés comme ayant un impact sur l'occupation du sol dans le bassin de la rivière Wisconsin aux États-Unis (Bürgi & Turner, 2002). Enfin, Mather & Needle (2000) indique que l'augmentation de la population et la pauvreté favorisent la déforestation.

Pour résumer, la littérature identifie toute une série de facteurs pouvant être utilisés comme variables dans des modèles prédictifs des changements d'occupation du sol. Ces facteurs peuvent être climatiques, topographiques, pédologiques, socio-économiques et politiques.

Chapitre 2

Matériel et méthodes

2.1 Zone d'étude

Cette étude se concentre sur la Région wallonne et la Grand-Duché de Luxembourg. Cette zone a été choisie afin de pouvoir analyser l'évolution de l'occupation du sol sur notre territoire. Le Grand-Duché du Luxembourg est inclus dans cette analyse car l'évolution de l'occupation sur le territoire luxembourgeois est pertinente pour compléter un projet sur l'irrigation horticole au Grand-Duché, projet qui est réalisé par Gembloux Agro-Bio Tech en collaboration avec la faculté des Sciences Appliquées de l'université de Liège. L'analyse réalisée dans ce travail s'intéresse également à l'échelle spatiale considérée pour la calibration des modèles (voir 2.4.2). Pour ce faire, la zone d'étude est découpée en sous-régions. Cela permet de travailler à trois échelles spatiales distinctes : une échelle globale, une échelle nationale et une échelle régionale. La première considère la zone d'étude comme une seule entité. La deuxième distingue la Région wallonne du Grand-Duché et la dernière, plus fine, est basée sur les différentes zones agro-géographiques qui découpent la zone d'étude. Ces divisions sont effectuées de manière à créer des régions présentant des conditions géologiques, géomorphiques et climatiques similaires.

Afin de réduire le temps de calcul, certaines de ces régions ont été regroupées car elles présentent des occupations de sol semblables. La figure 2.1 montre les différents découpages effectués sur la zone d'étude. On y voit notamment que le Condroz et la Fagne-Famenne ont été réunis ainsi que le Plateau limoneux et la Hesbaye. Ces régions présentent effectivement des occupations de sol similaires comme on peut le voir sur la figure 3.2. La zone est donc découpée en huit régions agro-géographiques. En y ajoutant les trois zones issues des échelles spatiales supérieures, on obtient un total de onze zones sur lesquelles sont effectuées l'analyse de manière indépendante. La liste de ces régions, les échelles spatiales auxquelles elles appartiennent ainsi que les abréviations utilisées dans le reste du travail sont reprises dans la table 2.1

TABLE 2.1 – Liste des régions découpant la zone d'étude en trois échelles spatiales

Échelle spatiale	Région	Abréviation
Échelle globale	Zone globale	Glob
Échelle nationale	Région wallonne	RW
	Grand-Duché de Luxembourg	GDL
Échelle régionale	Ardenne	Ard
	Condroz et Fagne – Famenne	C_F
	Gutland	Gut
	Pays de Herve	Her
	Lorraine	Lor
	Oesling	Oes
	Plateau limoneux et Hesbaye	P_H
Sillon industriel	Ind	

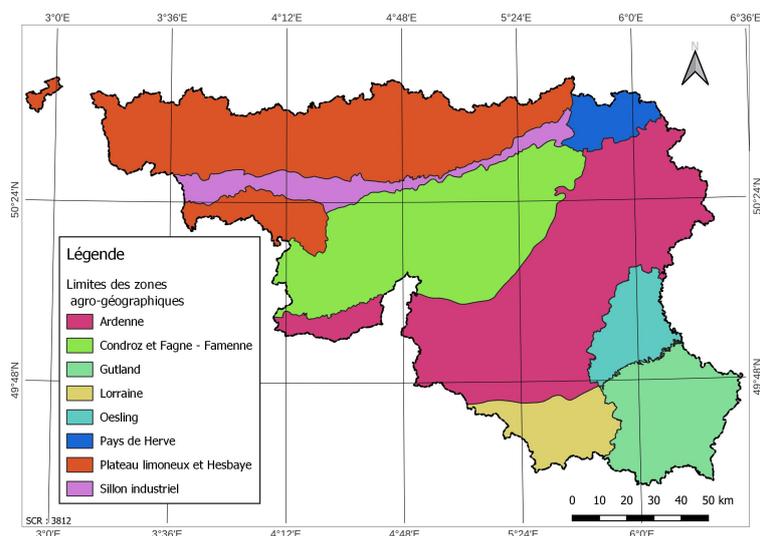


FIGURE 2.1 – Découpage de la zone d'étude en 8 zones agro-géographiques

2.2 Occupation du sol

2.2.1 Cartes d'occupation du sol

En 1985, la commission européenne lance le programme CORINE, de l'anglais *Coordination of information on the environment*, (Heymann, 1994). L'objectif est de compiler les informations sur l'état de l'environnement et de coordonner l'organisation de ces données au sein de l'Union Européenne (Heymann, 1994). Dans ce programme, on retrouve un projet nommé « CORINE land cover » (CLC), qui a pour but de fournir des informations géographiques sur l'occupation du sol dans l'UE. En 1990, une première carte a été conçue sur 27 pays. La deuxième carte CLC disponible date de 2000 et a été réalisée sur 39 pays. Depuis, une nouvelle carte est diffusée tous les 6 ans. Il existe donc à ce jour 5 cartes d'occupation du sol CORINE sur les années 1990, 2000, 2006, 2012 et 2018.

La création des cartes CORINE est basée sur l'utilisation d'images satellites. La méthodologie complète pour transformer les images satellites en carte d'occupation du sol est longuement détaillée dans le guide technique (Heymann, 1994). Les différentes cartes sont disponibles en format vecteur et

en format raster sur le site de Copernicus (CLMS, s.d.). Les cartes rasters utilisées dans ce travail ont une résolution de 100 m, cela signifie que chaque pixel représente un carré de 100 m de côté. Parmi les 5 années disponibles, seules 4 sont utilisées dans cette étude. En effet, la carte de l'année 1990 a été exclue de l'analyse car la justesse de classification n'atteint probablement pas 85 %, contrairement à celles des années suivantes (CLMS, s.d.).

2.2.2 Reclassification des cartes d'occupation du sol

Les types d'occupation des sols repris sur les cartes CORINE sont répartis en 44 classes. Seulement 29 des 44 classes se trouvent dans la zone d'étude mais ce nombre est trop élevé pour mener notre analyse. Les 29 catégories sont donc reclassées en 6 classes d'occupation du sol :

- Zone urbaine
- Culture
- Prairie
- Forêt
- Lande et tourbière
- Autres

Cette reclassification est effectuée en se basant sur les définitions des types d'occupation de sol (Heymann, 1994). La clé de reclassification, montrant la transition d'une classe CORINE vers une des 6 catégories ci-dessus, est reprise dans la table A1 de l'annexe 1. Les cartes initiales sont disponibles dans la projection ETRS89-extended / LAEA Europe (EPSG : 3035). Ce système de coordonnées de référence (SCR) est adapté pour l'entièreté de l'Europe, mais, au vu de notre zone d'étude plus réduite, il existe des SCR plus adéquats. C'est le cas de la projection Lambert belge 2008 (EPSG : 3812), qui est le nouveau SCR utilisé par le Service public de Wallonie en raison de sa compatibilité avec la projection européenne ETRS89 (SPW, s.d.). Les cartes d'occupation du sol sont donc reprojetées avec QGIS 3.26.3 à l'aide de l'outil « projection (wrap) » de la librairie GDAL.

2.2.3 Analyse des changements d'occupation du sol

Afin de pouvoir analyser le changement d'occupation du sol entre 2000 et 2018, une série de matrices de transition sont réalisées. Ces matrices permettent de quantifier l'ensemble des transitions de classe en renseignant, par exemple, le nombre de pixels de zone urbaine en 2000 qui sont devenus des cultures en 2006. Pour cette analyse, un total de 44 matrices est créé : une par période (2000-2006, 2006-2012, 2012-2018 et 2000-2018) et par zone (définies au point 2.1). Pour chacune des classes, deux indicateurs peuvent être calculés : l'augmentation nette relative et le taux d'expansion. Le premier représente le pourcentage d'augmentation de la surface de la classe entre t et $t+1$ par rapport à la surface au temps t (équation 2.1). Le deuxième représente la somme des transitions vers cette classe entre t et $t+1$ par rapport à la surface au temps t (équation 2.2). La table 2.2 montre un exemple de matrice de transition.

TABLE 2.2 – Exemple de matrice de transition

	1	2	3	Tot	A_{nette}	Exp
1	C_{11}	C_{21}	C_{31}	$T_{1,t+1}$	A_1	E_1
2	C_{12}	C_{22}	C_{32}	$T_{2,t+1}$	A_2	E_2
3	C_{13}	C_{23}	C_{33}	$T_{3,t+1}$	A_3	E_3
Tot	$T_{1,t}$	$T_{1,t}$	$T_{1,t}$	Tot		

Où,

C_{xx} = Nombre de pixels de la classe x qui n'ont pas changé entre t et $t+1$

C_{xy} = Nombre de pixels de la classe x en t qui ont transitionné vers la classe y en $t+1$

A_x = Pourcentage d’augmentation de pixels de la classe x entre t et t+1 :

$$A_x = \frac{T_{x,t+1} - T_{x,t}}{T_{x,t}} \quad (2.1)$$

E_x = Taux d’expansion de la classe x entre t et t+1 :

$$E_x = \frac{C_{yx} + C_{zx}}{T_{x,t}} \quad (2.2)$$

2.3 Facteurs

Dans cette étude, 14 facteurs sont sélectionnés comme ayant un impact potentiel sur l’occupation du sol. Dans cette section, ces différents facteurs sont décrits et détaillés. Tous les facteurs peuvent être classés dans une des 5 catégories suivantes : facteurs topographiques, climatiques, pédologiques, socio-économiques et politiques. La table A2 de l’annexe 2 reprend les sources des différentes bases de données dont sont issus ces facteurs ainsi que certaines informations sur les caractéristiques des données initiales, comme le SCR et la résolution. Toutes ces cartes sont reprojetées en Lambert belge 2008, alignées et rééchantillonnées par la méthode des proches voisins par l’outil « aligner les rasters » de QGIS afin d’obtenir des cartes d’une résolution de 100 m.

Tous les facteurs présentés ci-dessous sont considérés constants sur la période de prédiction, de 2012 à 2100. Cette hypothèse est importante car certains de ces facteurs ont des dynamiques temporelles qui sont en réalité non négligeables comme les facteurs climatiques et démographiques. Cependant, prendre en compte l’évolution temporelle de ces facteurs signifie qu’il faut recalibrer le modèle pour chaque prédiction ce qui demande de lourds moyens informatiques.

2.3.1 Facteurs topographiques

Le premier facteur topographique est l’altitude ou l’élévation. Les données d’élévation du terrain sont issues d’une campagne de mesure par imagerie radar effectuée en février 2000. Deux antennes radars ont été placées sur la navette spatiale Endeavour lors d’un voyage spatial de 11 jours (NASA, 2019). Une distance de 60 mètres séparait ces deux antennes, permettant le calcul de l’élévation. Un modèle digital d’élévation a pu en être tiré pour les latitudes entre $-$ et $+ 60^\circ$ (NASA, 2019). Ces données ont été préférées aux modèles de terrain numériques disponibles sur les Géoportails wallon et luxembourgeois en raison de leur continuité sur la zone d’étude.

À partir des données d’élévation, un autre facteur peut être créé, la carte des pentes. Dans cette étude, la pente est exprimée en degrés et calculée par l’outil QGIS « pente ». Un dernier paramètre topographique est extrait de la carte des pentes, il s’agit de l’orientation de la pente. Dans QGIS, l’outil « exposition » permet de déterminer l’orientation de cette pente. Celle-ci est exprimée entre 0° et 360° , comme montré sur la figure 2.2a. Cette représentation n’est cependant pas optimale pour l’interprétation puisqu’elle n’est pas continue et que 0° et 360° indiquent une exposition identique. Pour contrer ce problème, l’orientation est modifiée afin de l’exprimer entre 0° et 180° par la formule 2.3. Cette approche permet une continuité mais empêche la distinction entre l’orientation ouest et est comme le montre la figure 2.2b. Celle-ci a tout de même été préférée à la première car l’aspect fonctionnel de la relation est primordial pour le modèle statistique.

$$Or_{nouw} = ||Or_{pente} - 180| - 180| \quad (2.3)$$

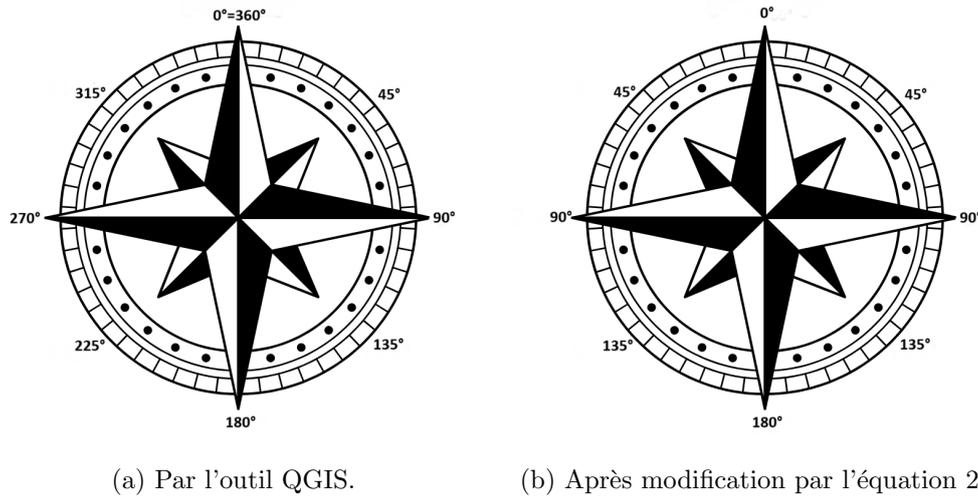


FIGURE 2.2 – Angles d'orientation de la pente par rapport à la rose des vents

2.3.2 Facteurs climatiques

Deux facteurs climatiques sont utilisés dans ce travail, la température et les précipitations. De nombreuses données climatiques existent en Belgique mais il s'agit généralement de données ponctuelles issues de stations météo. Or, il est nécessaire pour cette étude d'avoir des données spatialisées sur l'entièreté de la zone. Meersmans et al. (2011) propose des modèles prédictifs pour la température et les précipitations basés respectivement sur l'altitude et sur l'altitude couplée avec la déviation de la pente par rapport à l'ouest. Le premier modèle est défini par l'équation linéaire univariée 2.4 (Meersmans et al., 2011). Les modèles climatiques de Meersmans et al. (2011) sont calibrés sur les moyennes annuelles des années 2001 à 2006. Dans un second papier, Meersmans et al. (2016b) avance une version améliorée du modèle de précipitations basé sur l'altitude et la déviation de la pente par rapport à la direction de la circulation atmosphérique dominante (équation 2.5). Les données de précipitations utilisées pour la calibration de ce modèle sont des moyennes annuelles sur 30 ans, de 1961 à 1990 (Meersmans et al., 2016b). Ces modèles permettent d'avoir des données climatiques continues et spatialisées sur l'entièreté de la zone.

$$temp = a * alt + b \quad (2.4)$$

Où alt est l'altitude et a et b les paramètres du modèle.

$$prec = a * H1 + b * H2 * S + c \quad (2.5)$$

Où H1 est l'altitude, H2 l'altitude dans le terme d'interaction, S la déviation de l'orientation de la pente par rapport à la direction de la circulation atmosphérique dominante et a, b et c les paramètres du modèle.

Les cartes de températures et de précipitations qui découlent de ces modèles ont été fournies par l'auteur.

2.3.3 Facteurs pédologiques

Les données pédologiques utilisées dans cette étude proviennent du centre européen des données de sol (ESDAC). Suite à une étude ayant pour but la collecte de données harmonisées sur l'état de l'occupation du sol au sein de l'UE, les propriétés physiques de la couche arable du sol ont été cartographiées (Ballabio et al., 2016). Ballabio et al. (2016) décrit en détail la méthodologie utilisée. Plusieurs cartes sont issues de cette étude et permettent de caractériser la couche supérieure du sol, notamment, la teneur en argile (particules < 2 um), en limon (2-20 um) et en sable (20 um-2 mm), le pourcentage de graviers (>2 mm) et la densité apparente. Parmi ces paramètres, la teneur en argile et la teneur en limon sont inclus dans ce travail afin de caractériser la texture du sol. Le pourcentage de graviers est également repris dans cette étude.

2.3.4 Facteurs socio-économiques

La proximité des réseaux de transport est souvent reprise comment étant un facteur influençant l'occupation du sol. En Belgique, le réseau routier est particulièrement dense, plus de 4800 km/1000 km², c'est 4 fois plus qu'au niveau de l'UE (SPW, 2022). Pour cette raison, dans ce travail, le réseau routier est divisé en réseau autoroutier et réseau national. Avec 98 km/1000 km², le réseau ferroviaire belge présente une densité presque deux fois supérieure à la moyenne européenne (SPW, 2022). Il a donc été décidé d'inclure la proximité des gares ferroviaires dans les paramètres de ce travail. À partir des données initiales des réseaux routiers et ferroviaires en Région wallonne et au Grand-Duché de Luxembourg, la proximité de ces réseaux est calculée sur toute la zone d'étude. Celle-ci est exprimée en mètres. Pour ce faire, l'outil « proximité (distance raster) » de QGIS est utilisé.

La densité de population est considérée à l'échelle communale. Les chiffres de population par commune en Région wallonne et au Grand-Duché de Luxembourg viennent respectivement de l'Institut wallon de l'évaluation, de la prospective et de la statistique (IWEPS) et de l'Institut national de la statistique et des études économiques du Grand-Duché de Luxembourg (Statec). La densité de population est ensuite calculée en divisant le nombre d'habitants dans chaque commune en 2023 par la superficie des communes.

Dans ces mêmes instituts, des données concernant le chômage sont disponibles, notamment le taux de chômage. Ce facteur est utilisé afin de caractériser le marché de l'emploi au travers des communes de la zone d'étude. Pour définir précisément ce que représente le taux de chômage, il faut d'abord définir le terme de « population active ». Selon l'IWEPS, la population active représente les personnes d'âge actif (entre 15 et 64 ans) qui se présentent sur le marché du travail (Vanden Dooren, s.d.). Encore selon l'IWEPS, « le taux de chômage rend compte de la proportion des personnes qui, dans la population active, sont sans emploi, à la recherche d'un emploi et disponibles pour occuper un emploi » (Vanden Dooren, s.d.). Ces données sont, comme la densité de population, représentées à l'échelle communale.

2.3.5 Facteur politique

En Région wallonne, il existe un plan d'aménagement du territoire, appelé le plan de secteur, qui régit l'aménagement du territoire grâce à l'affectation du territoire wallon à des secteurs de développement (SPW, 2024a). Il est donc intéressant de prendre cet aspect en compte dans cette étude puisqu'il agit comme un outil de planification de l'occupation du sol. Le plan de secteur prévoit 27 affectations différentes. Dans ce travail, ces affectations sont regroupées en 5 catégories : urbaine, agricole, forestière, naturelle et autres. Ce regroupement est basé sur les définitions des affectations présentes dans le Code du développement territorial (SPW, 2024a). La clé de reclassification se trouve en annexe 3. Ce facteur comporte donc 5 classes et il s'agit du seul facteur qualitatif de cette analyse. Au Grand-Duché de Luxembourg, il existe des outils de planification similaires mais ceux-ci sont plus complexes et sont gérés au niveau communal. Dans ce travail, ils ne sont par conséquent pas pris en compte.

2.4 Modèle logistique

Afin de spatialiser la prédiction de l'occupation du sol, la méthode utilisée consiste à créer des cartes de probabilité d'occupation du sol. L'objectif est de prédire la probabilité que chaque pixel de la zone d'étude appartienne à chacune des classes. La classe d'occupation du sol « autres » n'est pas modélisée ; elle représente en majorité les cours d'eau, les étendues d'eau ainsi que les carrières. Cette occupation du sol est donc considérée fixe et constante dans le temps. Concernant les autres catégories, les cartes de probabilité d'occupation du sol sont réalisées à l'aide de régressions logistiques. Ce type de régression est décrit au point 1.4.2. Ce modèle est choisi car il est simple à mettre en œuvre et permet également d'analyser les liens entre les facteurs et l'occupation du sol.

2.4.1 Analyse de la colinéarité des variables

Dans les régressions logistiques, la présence de multicollinéarité entre les variables explicatives peut mener à des modèles erronés et non fiables (Shrestha, 2020; Midi et al., 2010). Il est donc important d'analyser la multicollinéarité et de supprimer les variables qui en sont la cause. Une simple analyse de la matrice de corrélation n'est pas suffisante pour détecter la multicollinéarité (Midi et al., 2010). Une solution plus précise consiste à calculer le facteur d'inflation de la variance (VIF) avec l'équation 2.6. Cet indicateur permet de quantifier à quel point une variable peut être expliquée par les autres variables. Plus la valeur du VIF est petite, moins la variable est expliquée par les autres (Senaviratna & A. Cooray, 2019). De manière générale, si le VIF d'une variable est supérieur à 10, cela indique la présence de multicollinéarité (Senaviratna & A. Cooray, 2019; Shrestha, 2020; TAY, 2017) et une valeur supérieure à 5 peut susciter des inquiétudes (Shrestha, 2020; TAY, 2017). Dans ce travail, le VIF est calculé pour chacune des variables et pour chacune des 11 zones. Si une ou plusieurs valeurs dépassent le seuil de 5, la variable dont le VIF est le plus élevé est supprimée du modèle pour cette zone et l'analyse de VIF est réitérée jusqu'à ce qu'aucune variable ne dépasse la valeur seuil.

$$VIF = \frac{1}{1 - R_X^2} \quad (2.6)$$

Où R_X^2 est le coefficient de détermination de la régression linéaire de la variable X par les autres variables.

2.4.2 Calibration des régressions logistiques

La calibration de ces modèles est effectuée aux trois échelles spatiales distinctes (décrites au point 2.1) afin de déterminer l'échelle spatiale la plus performante pour prédire l'évolution de l'occupation du sol. Pour ce faire, les pixels de l'occupation considérée sont fixés à 1 (événement positif) tandis que les autres pixels sont fixés à 0 (événement négatif). Les cartes qui en découlent expriment donc la probabilités entre 0 et 1. La calibration se fait sur onze zones (1 globale, 2 pays et 8 zones agro-géographiques) et sur cinq classes d'occupation du sol pour un total de 55 modèles. Cependant, deux zones agro-géographiques (le pays de Herve et l'Oesling) ne contiennent pas de landes et tourbières et aucun modèle n'est donc calibré pour cette occupation de sol dans ces zones, ramenant le total à 53 modèles. Les régressions logistiques sont effectuées en R par la fonction `glm(family=binomial(link='logit'))`.

Afin d'améliorer la qualité des modèles et de leur prédiction, une sélection de variables est appliquée sur chacun des 53 modèles. Cette sélection se fait par régression pas à pas bidirectionnelle basée sur le critère d'information d'Akaike (AIC). L'AIC est un indicateur qui permet de quantifier la performance prédictive d'un modèle. Il est calculé par la combinaison de deux termes, le terme de log-vraisemblance (équation 2.8) (Hilbe, 2011), qui quantifie la qualité de la prédiction et un terme exprimant la complexité du modèle, basé sur le nombre de variables explicatives, comme le montre l'équation 2.7 (Banks & Joyner, 2017). Plus l'AIC est petit, meilleur est le modèle. Le principe d'une régression pas à pas bidirectionnelle est d'ajouter ou de supprimer des variables afin de diminuer l'AIC. Cette méthode permet de déterminer le sous-ensemble de variables qui donne les meilleures performances.

$$AIC = -2\ln(L) + 2k \quad (2.7)$$

Où $\ln(L)$ est le log-vraisemblance du modèle et k le nombre de variables explicatives

$$\ln(L) = \sum_{i=1}^n [y_i * \ln(p_i) + (1 - y_i) * \ln(1 - p_i)] \quad (2.8)$$

Où y_i est la valeur observée et p_i est la valeur prédite

2.4.3 Prédire l'expansion

Une fois les cartes de probabilité modélisées, la prédiction de l'occupation du sol au temps $t+1$ peut être faite. Pour ce faire, la carte d'occupation du sol au temps t est utilisée comme base. Pour chaque classe, le nombre de pixels d'expansion entre t et $t+1$ doit être déterminé. Ensuite, les x pixels les plus probables sont convertis vers leur nouvelle occupation. Cette manipulation est effectuée indépendamment sur les onze zones de travail. Cette méthode nécessite tout de même de prêter attention à deux points majeurs : l'occupation du sol au temps t et la compétition spatiale au sein des pixels à réassigner.

Le premier point concerne les pixels qui sont considérés comme à assigner à une nouvelle classe A alors qu'ils appartiennent déjà à cette classe au temps t . Lors de l'identification des pixels à convertir, il ne faut donc considérer que ceux qui n'appartiennent pas à la classe A. Pour ce faire, un calque est appliqué sur les cartes de probabilité et les pixels appartenant à la classe A sont supprimés pour cette analyse. Un second calque est également appliqué sur la classe « autres », afin que celle-ci ne soit pas modifiée puisqu'elle est considérée comme étant fixe. Cette opération est effectuée pour chacune des 5 classes modélisées, il en résulte donc 5 nouvelles cartes de probabilités qui sont utilisées ensuite pour déterminer les pixels à convertir.

Le deuxième point concerne un pixel qui est assigné comme pixel d'expansion pour deux classes différentes. Il faut à ce moment-là déterminer dans quelle classe l'assigner. Pour cela, un classement basé sur les probabilités est utilisé. Chaque pixel considéré comme pixel d'expansion se voit alors attribuer un score de 0 à 100. Ce score est déterminé en fonction de la position du pixel au sein des x pixels les plus probables. Cette position est calculée sur la probabilité que ce pixel appartienne à la classe A. Lorsqu'un pixel est concerné par la compétition spatiale, les scores des classes impliquées sont comparés et le pixel est assigné à la classe présentant le plus grand score. La ou les classes auxquelles le pixel n'a pas été assigné sont alors en déficit d'un pixel d'expansion. Pour pallier ce problème, le pixel le plus probable qui n'a pas encore été considéré est assigné à la nouvelle classe. L'exemple de la table 2.3 illustre cette méthode. Dans cet exemple, il y a une compétition spatiale sur le pixel 12. Les scores pour A et B sont comparés et le pixel 12 est assigné à la classe B. Le pixel numéro 91 est donc ensuite attribué à la classe A car il s'agit du pixel le plus probable n'ayant pas encore été assigné.

TABLE 2.3 – Exemple de compétition spatiale : ■ pixels d'expansion, ■ pixel avec compétition spatiale, ■ score le plus élevé, ■ pixel à réassigner.

Expansion classe A			Expansion classe B			Compétition		
N° pixel	Proba	Score	N° pixel	Proba	Score	N° pixel	Score A	Score B
27	0,98	100	92	0,99	100	12	60	75
96	0,976	80	12	0,94	75			
12	0,93	60	84	0,83	50			
3	0,87	40	66	0,82	25			
78	0,85	20	87	0,79	/			
91	0,78	/	47	0,75	/			
			57	0,69	/			

Une fois toutes les expansions assignées, les différentes zones sont recombinaées afin de reformer trois cartes complètes, une par échelle spatiale.

2.5 Validation

Les modèles préalablement calibrés sont ensuite validés. Cette validation permet de quantifier les performances prédictives des modèles. C'est également grâce à cette validation que l'échelle spatiale la plus performante sera déterminée. Pour réaliser cette validation, l'occupation du sol en 2018 est prédite conformément à la méthode décrite au point 2.4.3. La comparaison entre cette prédiction et l'observation de l'occupation en 2018 est effectuée de trois manières distinctes : par indice kappa, par une matrice d'erreur relative de transition et par l'analyse de la distance entre l'expansion prédite et l'expansion réelle.

L'indice kappa permet de quantifier l'accord entre la prédiction et l'observation. Cet indice est souvent utilisé car il permet de prendre en compte l'accord observé (P_o) et l'accord attendu (P_e). Les formules 2.9, 2.10 et 2.11 montrent la méthode de calcul en se basant sur la matrice de la table 2.4 (Jenness & Jut Wynne, 2005). Leta et al. (2021) décrit cinq niveaux d'accord en fonction de la valeur de l'indice kappa : un accord presque parfait au-dessus de 0,8, important entre 0,6 et 0,8, modéré entre 0,4 et 0,6, faible entre 0 et 0,4 et pauvre pour les valeurs négatives. Cependant, calculer cet indicateur sur l'entièreté de la carte ne serait pas représentatif de la performance réelle des modèles puisque seuls quelques pixels ont changé entre 2012 et 2018. L'indice kappa est calculé uniquement sur les pixels où une expansion est prédite et compare donc l'expansion prédite et l'occupation réelle sur ces pixels en 2018.

TABLE 2.4 – Exemple de matrice de confusion pour le calcul de l'indice kappa

	1	2	3	Total
1	C_{11}	C_{12}	C_{13}	$T_{1.}$
2	C_{21}	C_{22}	C_{23}	$T_{2.}$
3	C_{31}	C_{32}	C_{33}	$T_{3.}$
Total	$T_{.1}$	$T_{.2}$	$T_{.3}$	T

$$P_o = \frac{C_{11} + C_{22} + C_{33}}{T} \quad (2.9)$$

$$P_e = \frac{T_{1.} * T_{.1} + T_{2.} * T_{.2} + T_{3.} * T_{.3}}{T^2} \quad (2.10)$$

$$K = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (2.11)$$

Ensuite, pour chaque échelle spatiale, une matrice présentant l'erreur relative de chaque transition entre 2012 et les prédictions pour 2018 est réalisée. L'erreur pour chacune des transitions possibles est calculée selon l'équation 2.12. Celle-ci est donc exprimée en pourcentage de la surface de transition entre l'occupation du sol observée en 2012 et 2018.

$$err_{ij} = \frac{T_{ij,pred} - T_{ij,obs}}{T_{ij,obs}} \quad (2.12)$$

Où err_{ij} est l'erreur relative de la transition i-j, $T_{ij,pred}$ est la surface (le nombre de pixels) de la transition i-j entre 2012 et la prédiction pour 2018 et $T_{ij,obs}$ est la surface de la transition i-j entre 2012 et l'observation en 2018.

Enfin, l'analyse des distances entre l'expansion prédite et l'expansion réelle permet de quantifier la précision spatiale avec laquelle les changements d'occupation du sol ont été prédits. Pour chaque pixel d'expansion prédite d'une classe A, la distance au pixel d'expansion réelle de la classe A le plus proche est calculée. Le pourcentage d'expansion prédite se trouvant dans une zone inférieure à une certaine distance, 10 km par exemple, peut être calculé pour chaque classe et pour chaque échelle spatiale.

2.6 Prédictions futures

Les prédictions futures sont effectuées grâce aux modèles de l'échelle spatiale déterminée comme la plus performante. Ces prédictions se font étape par étape. En effet, comme expliqué au point 2.4.3, la prédiction pour t+1 est basée sur l'occupation du sol en t pour l'application des calques sur les

cartes de probabilité. Les cartes de probabilité utilisées sont celles calibrées sur l’occupation du sol en 2012. Le point majeur de ces prédictions est de déterminer l’expansion entre t et $t+1$, c’est-à-dire, le nombre de pixels de chaque expansion. Ces prédictions sont donc calculées par pas de 6 ans jusqu’à l’horizon 2100. La liste des années prédites est donc : 2024, 2030, 2036, 2042, 2048, 2054, 2060, 2066, 2072, 2078, 2084, 2090, 2096, 2102.

2.6.1 Scénario « business as usual »

Le premier scénario, est un « business as usual ». Dans un tel scénario, qui signifie que la société continue de fonctionner comme elle l’a fait auparavant, le taux d’expansion est considéré comme constant. Les taux d’expansion des différentes classes sont calculés sur l’expansion 2012-2018. Le nombre de pixels d’expansion de la classe A entre t et $t+1$ est ensuite calculé en multipliant le nombre total de pixels de la classe A en t par le taux d’expansion. Ce nombre de pixels est donc calculé sur la prédiction d’occupation du sol précédente.

2.6.2 Scénario « planification durable »

Un second scénario peut être développé à partir des objectifs de certaines politiques d’aménagement du territoire. En effet, il existe en Région wallonne un schéma de développement du territoire (SDT) dont un des objectifs est d’atteindre une artificialisation nette de 0 % d’ici 2050 (SPW, 2024b). Au Grand-Duché de Luxembourg, le même objectif est énoncé dans le programme directeur d’aménagement du territoire (DATer, 2023). L’artificialisation nette représente la différence entre les surfaces artificialisées et désartificialisées. Elle correspond à l’augmentation nette de la surface de zone urbaine (A_{nette}), expliquée dans l’exemple 2.2.

Afin d’implémenter ces objectifs dans un scénario, l’expansion des zones urbaines doit être égale à l’expansion sur les zones urbaines. Cette dernière est considérée constante, donc en 2050, le taux d’expansion urbaine est calculé comme étant la différence entre le taux d’expansion et le taux d’augmentation nette de surface urbaine de la période 2012-2018. Une régression linéaire est ensuite calibrée sur la taux d’expansion en 2012 et en 2050 afin de déterminer le taux à appliquer pour chacune des périodes. Après 2050, ce taux est considéré constant afin de maintenir l’artificialisation nette à 0 %.

Un autre point important est l’expansion des landes et tourbières. La période 2012-2018 sur laquelle sont basés les taux d’expansion est au cœur d’un ensemble de projets de restauration des tourbières (Observatoire de la Faune, 2014). Or, le dernier de ces projets a pris fin en 2020 (Observatoire de la Faune, 2014). Dans ce scénario, l’expansion des landes et tourbières est donc diminuée de manière similaire à l’expansion urbaine. Le taux d’expansion pour 2050 est fixé à 0 %, signifiant qu’il n’y a plus aucun projet de restauration en cours. Cependant, il est inconcevable que les surfaces de landes et tourbières soient laissées à l’abandon après leur restauration. C’est pourquoi, ce scénario considère également que ces zones deviennent des zones protégées et qu’aucune expansion ne peut avoir lieu dessus. Ceci est mis en place par l’application d’un calque sur ces régions afin d’y empêcher l’expansion comme cela est fait pour la classe d’occupation « autres ».

2.7 Diagrammes méthodologiques

Le diagramme de la figure 2.3 résume la méthodologie, décrite précédemment, utilisée pour la calibration des modèles et les prédictions pour 2018 servant à la validation. Le second diagramme de la figure 2.4 montre les étapes pour réaliser les prédictions futures en fonction du scénario choisi.

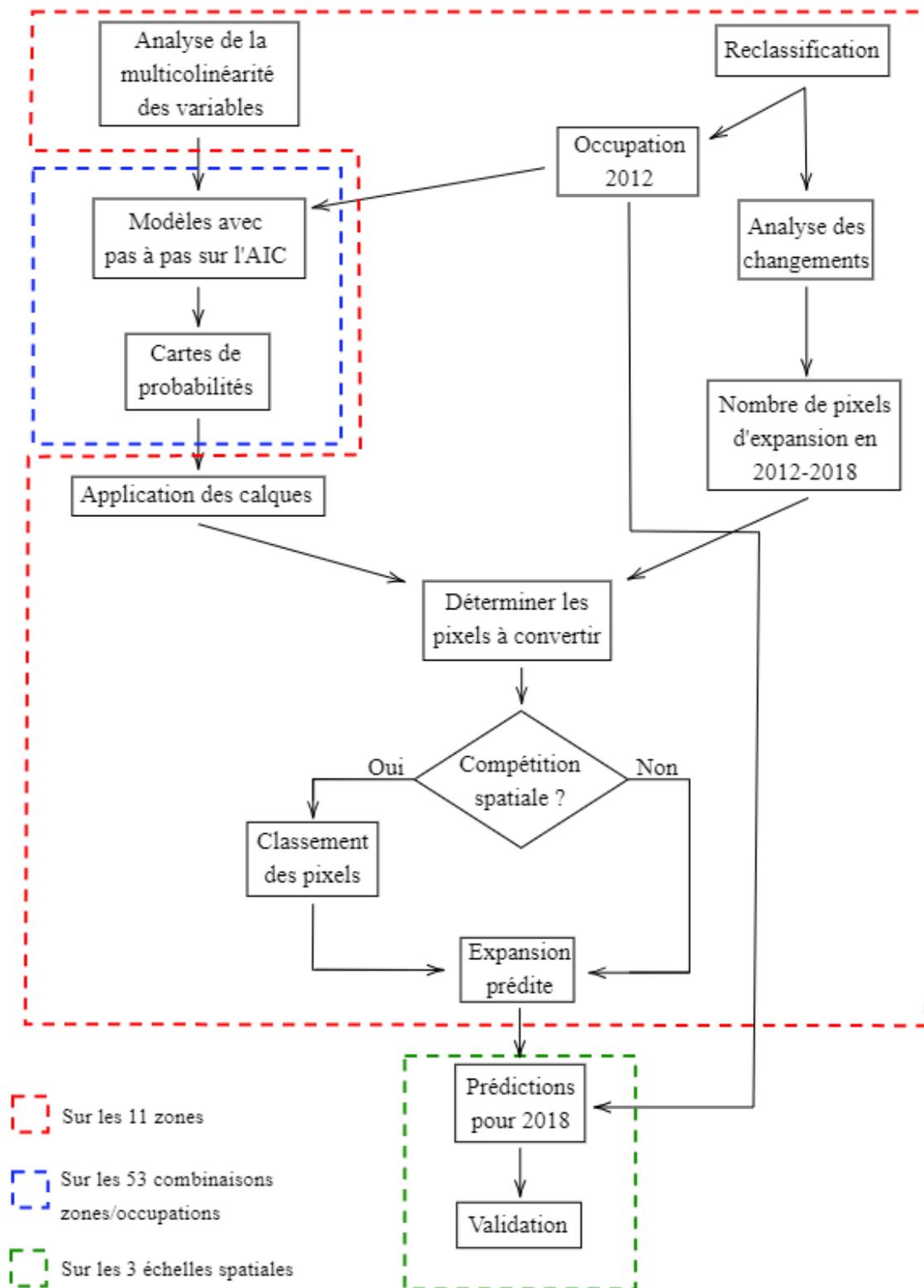


FIGURE 2.3 – Diagramme présentant la méthodologie utilisée pour la calibration des modèles et les prédictions pour 2018.

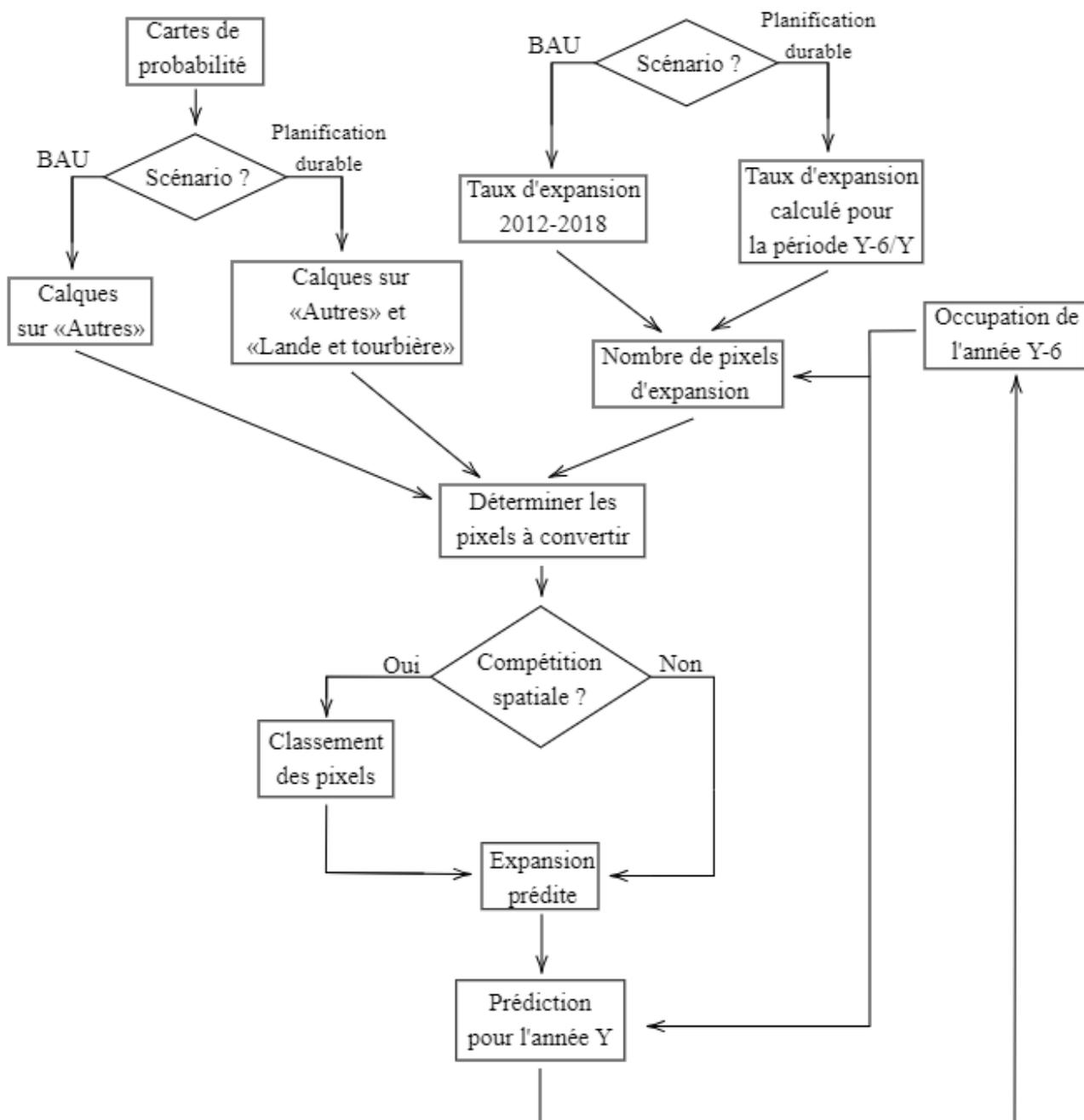


FIGURE 2.4 – Diagramme présentant la méthodologie utilisée pour les prédictions futures jusqu'à 2102.

Chapitre 3

Résultats

3.1 Analyse de l'occupation du sol entre 2000 et 2018

L'évolution de l'occupation du sol entre 2000 et 2018 peut se représenter de plusieurs manières. L'évolution temporelle de la répartition de la surface de la zone d'étude dans les 6 classes est visible à la figure 3.1. Les cartes de l'occupation du sol, reclassifiées selon la clé de l'annexe 1, permettent de spatialiser les changements d'occupation. Celles-ci sont montrées dans la figure 3.2. L'annexe 4 permet de visualiser les changements de chacune des classes en montrant l'expansion de la classe et sur celle-ci entre 2000 et 2018. La seconde approche renseigne le nombre de pixels, qui correspond à la surface en hectare, qui a changé pour chacune des transitions possibles entre deux années. Comme précisé dans le chapitre matériel et méthodes, 44 matrices de transitions sont réalisables. La table 3.1 montre les matrices pour la période 2000-2018 pour les trois zones qui créent l'échelle spatiale globale et nationale (zone globale, Région wallonne et Grand-Duché de Luxembourg).

Les autres matrices de la période 2000-2018, sur les différentes zones agro-géographiques sont reprises dans l'annexe 5. L'annexe 6 contient, quant à elle, les matrices pour les trois périodes (2000-2006, 2006-2012 et 2012-2018) sur la région du Grand-Duché. Les tables 3.2a et 3.2b reprennent les chiffres clés présents dans ces deux annexes.

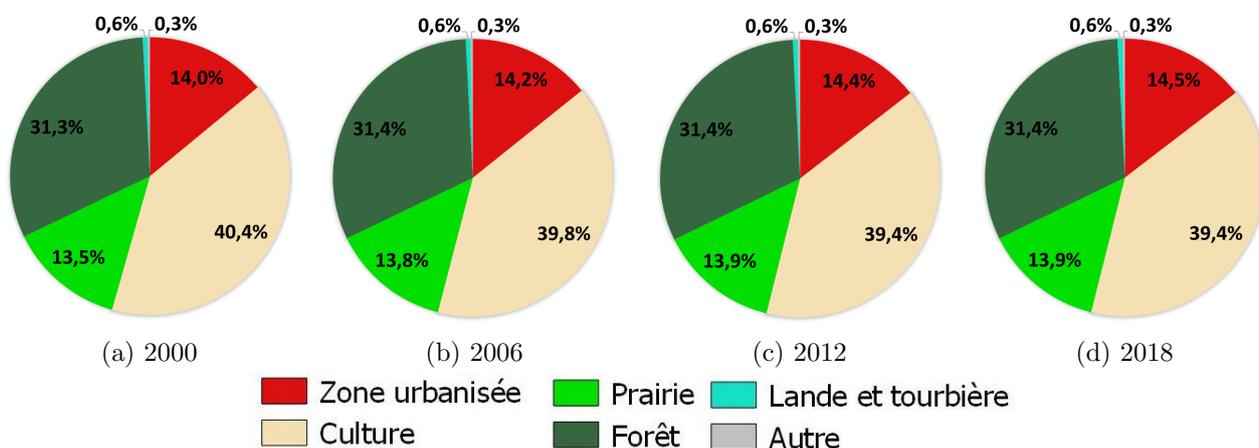
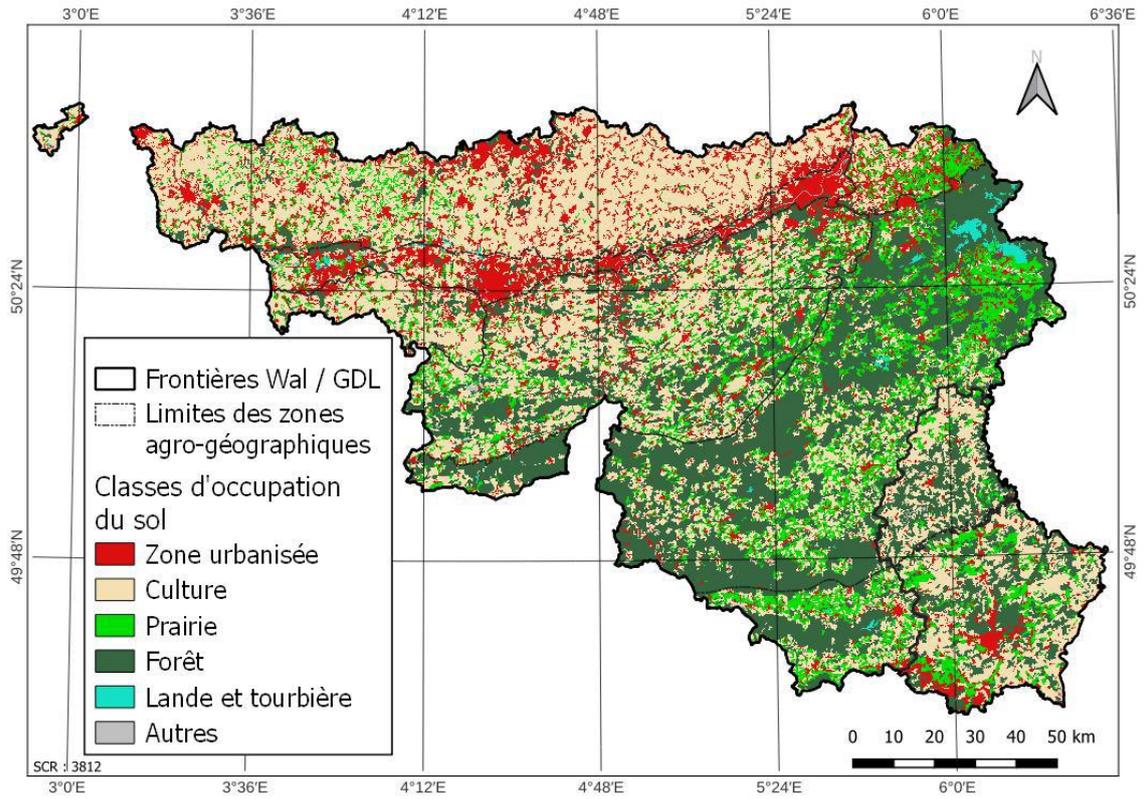
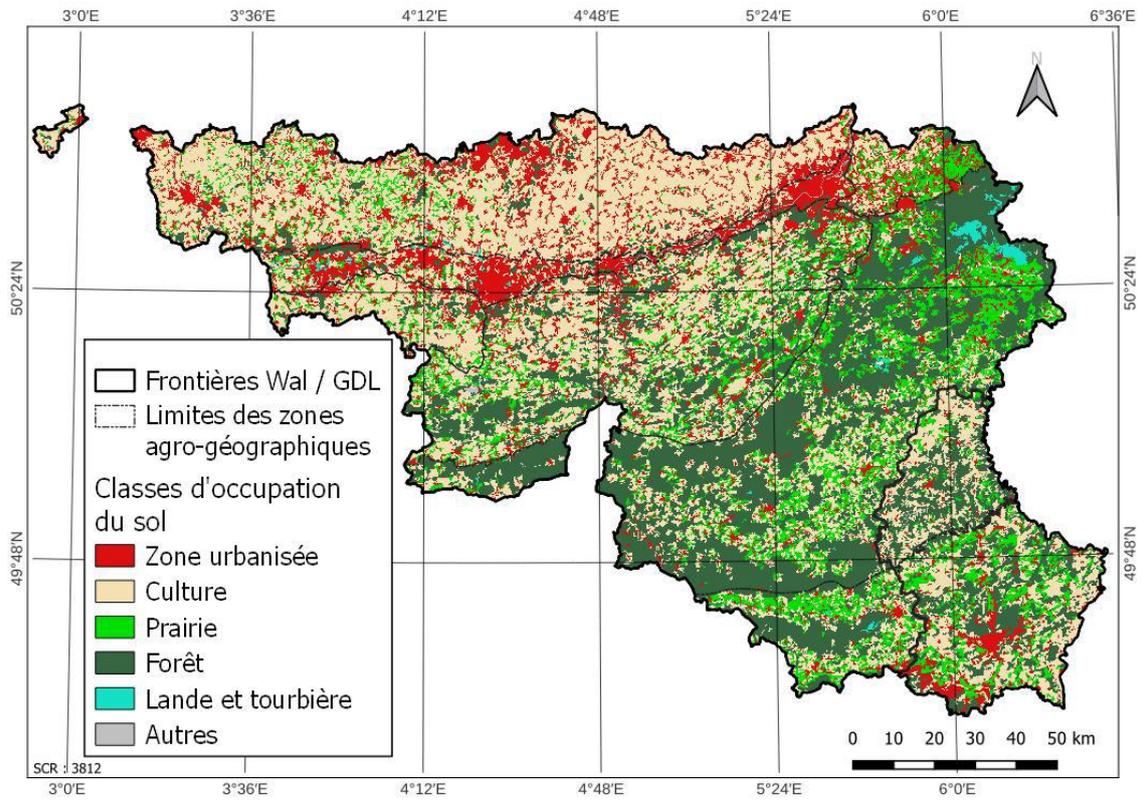


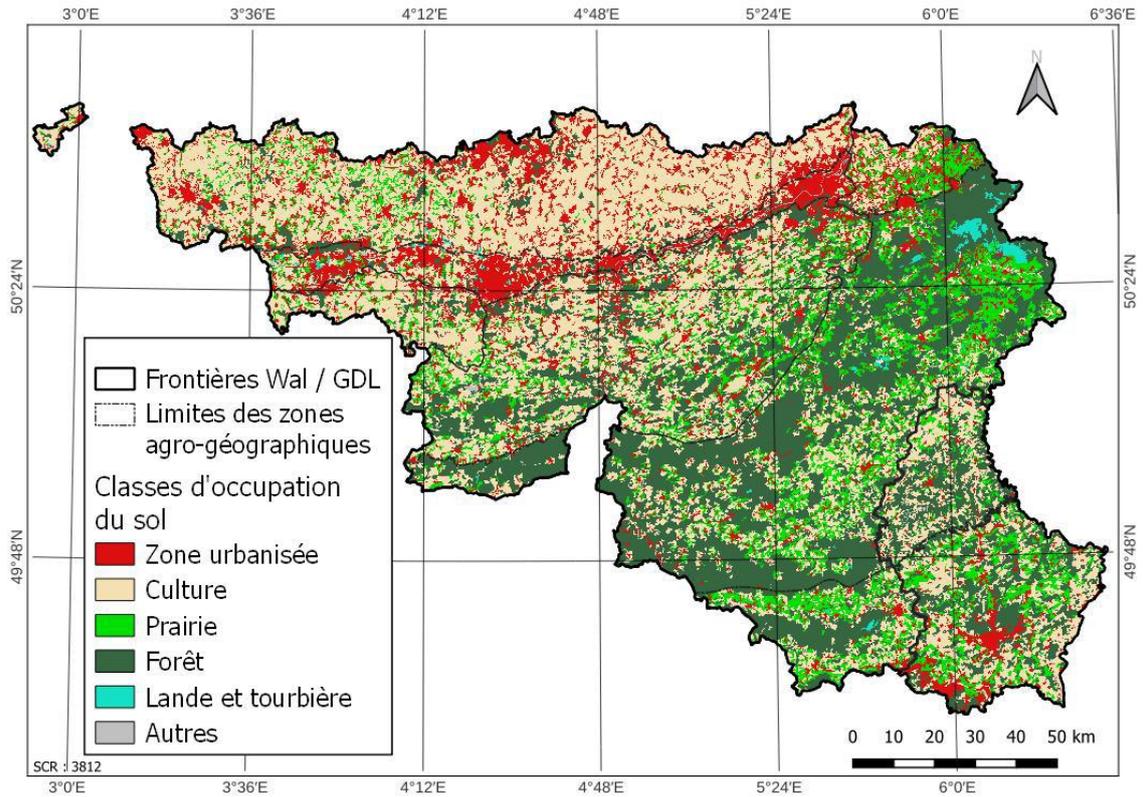
FIGURE 3.1 – Répartition de l'occupation du sol pour les années a) 2000, b) 2006, c) 2012 et d) 2018.



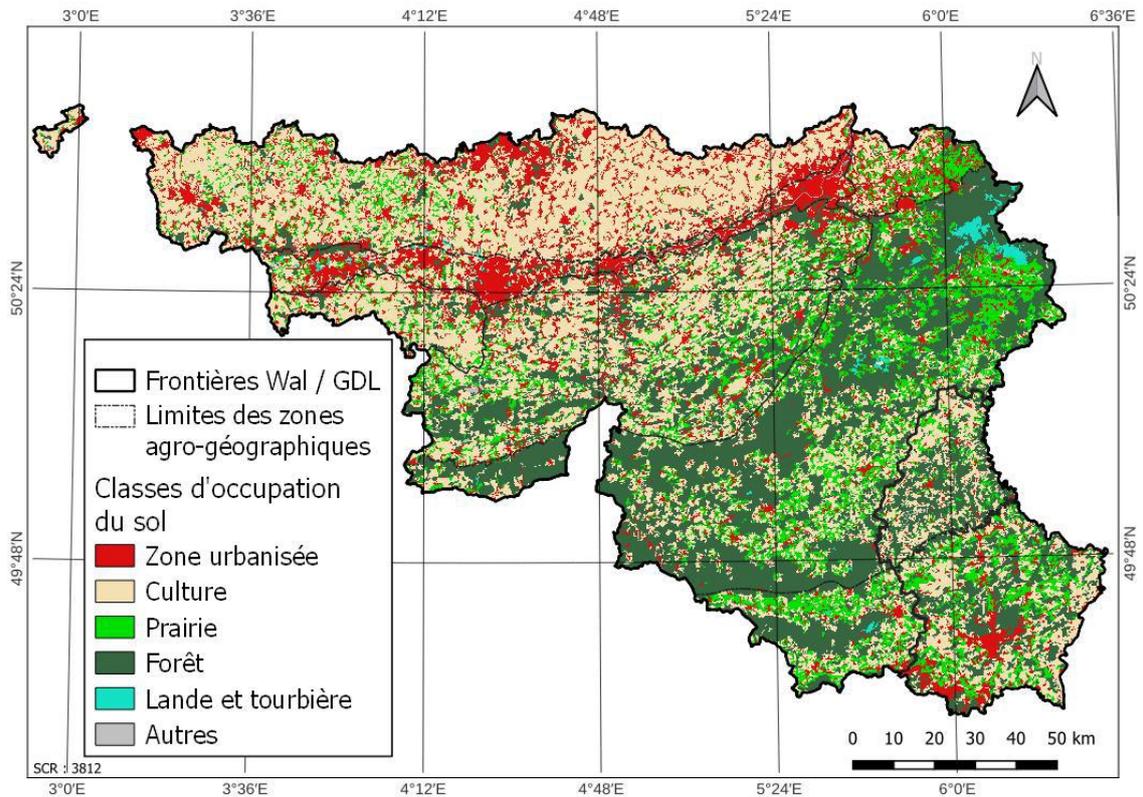
(a) 2000



(b) 2006



(c) 2012



(d) 2018

FIGURE 3.2 – Cartes d'occupation du sol pour les années a) 2000, b) 2006, c) 2012 et d) 2018.

TABLE 3.1 – Matrices de transition entre 2000 et 2018 (surfaces en hectares) : ■ Augmentation nette négative, ■ Expansion supérieure à 2,5 % et surfaces de transition : ■ > 0,5 % > ■ > 0,3 % > ■ > 0,2 % > ■ > 0,1 % > ■ > 0,05 % de la surface totale de la zone.

(a) Pour la zone globale

		2000							<i>A_{nette}</i>	Exp
		Zone urbaine	Culture	Prairie	Forêt	Lande et tourbière	Autres	Total		
2018	Zone urbaine	269815	9431	2303	1639	215	21	283424	4,11%	5,00%
	Culture	979	756789	6269	2685	109	176	767007	-2,63%	1,30%
	Prairie	375	16233	252943	942	14	1	270508	3,15%	6,70%
	Forêt	961	5179	682	604410	150	1	611383	0,13%	1,14%
	Lande et tourbière	27	39	60	911	10563	0	11600	4,97%	9,38%
	Autres	68	41	1	6	0	5139	5255	-1,55%	2,17%
	Total	272225	787712	262258	610593	11051	5338	1949177		

(b) Pour la Région wallonne

		2000							<i>A_{nette}</i>	Exp
		Zone urbaine	Culture	Prairie	Forêt	Lande et tourbière	Autres	Total		
2018	Zone urbaine	248271	5647	1249	872	215	8	256262	2,63%	3,20%
	Culture	627	667792	1519	786	109	145	670978	-0,69%	0,47%
	Prairie	142	821	228795	190	14	0	229962	-0,78%	0,50%
	Forêt	549	1312	182	514631	149	1	516824	-0,11%	0,42%
	Lande et tourbière	27	37	22	904	10567	0	11557	4,55%	8,96%
	Autres	68	40	0	1	0	4375	4484	-0,99%	2,41%
	Total	249684	675649	231767	517384	11054	4529	1690067		

(c) Pour le Grand-Duché de Luxembourg

		2000							<i>A_{nette}</i>	Exp
		Zone urbaine	Culture	Prairie	Forêt	Lande et tourbière	Autres	Total		
2018	Zone urbaine	21586	3776	1053	763	0	9	27187	20,48%	24,82%
	Culture	352	89008	4741	1890	0	31	96022	-14,31%	6,26%
	Prairie	223	15405	24209	711	0	1	40549	32,85%	53,54%
	Forêt	405	3863	481	89869	0	0	94618	1,48%	5,09%
	Lande et tourbière	0	2	38	4	0	0	44	/	/
	Autres	0	0	0	5	0	683	688	-4,97%	0,69%
	Total	22566	112054	30522	93242	0	724	259108		

TABLE 3.2 – Tables reprennant les chiffres clés des matrices de transitions des annexes 5 et 6.

(a) Grand-Duché de Luxembourg (annexe 6)

Donnée	Période	Valeur
Taux d'expansion urbaine	2000-2006	14,7%
	2006-2012	7,1%
	2012-2018	2,5%
Transition de culture vers urbain	2000-2006	2143 ha
	2006-2012	1209 ha
	2012-2018	513 ha
Taux d'expansion de prairie	2000-2006	38,1%
	2006-2012	13,8%
	2012-2018	0,3%
Transition de culture vers prairie	2000-2006	11002 ha
	2006-2012	4955 ha
	2012-2018	34 ha

(b) Zones agro-géographiques (annexe 5)

Zone	Donnée	Valeur
Ardenne	Taux d'expansion de lande et tourbière	11,2%
	Augmentation nette de lande et tourbière	9,6%
	Transition de forêt vers lande et tourbière	835 ha
Gutland	Taux d'expansion urbaine	22,5%
	Taux d'expansion prairie	49,7%
	Augmentation nette de culture	-16,6%
Oesling	Taux d'expansion urbaine	46,0%
	Taux d'expansion prairie	76,0%
	Augmentation nette de prairie	50,9%
	Augmentation nette de culture	-9,9%
Sillon industriel	Taux d'expansion urbaine	2,6%
	Transition de culture vers urbain	827 ha
Plateaux limoneux et Hesbaye	Taux d'expansion urbaine	0,9%
	Transition de culture vers urbain	855 ha

3.2 Multicolinéarité des variables

L'analyse de la multicolinéarité des variables quantitatives est faite en utilisant l'indicateur VIF. Celle-ci se fait de manière itérative et voit à chaque étape la variable avec le VIF le plus élevé supprimée si celle-ci dépasse le seuil de 5. Les tables, reprises dans l'annexe 7, montrent l'évolution des valeurs de VIF à chacune des étapes et pour chacune des 11 zones de travail. La table 3.3 présente les résultats finaux de cette analyse en indiquant pour chacune des zones les variables conservées et les variables supprimées.

TABLE 3.3 – Résultats de l'analyse de multicolinéarité des variables quantitatives : ■ variables supprimées, X variables conservées.

Variables	Glob	RW	GDL	Ard	C.F	Gut	Her	Lor	Oes	P.H	Ind
Altitude	■	■	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Pente	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Orientation	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Température	■	■	■	■	■	■	■	■	X	■	■
Précipitations	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Limon	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Argile	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Gravier	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Prox. autoroute	X	X	X	X	X	X	X	■	X	X	X
Prox. gare	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Prox. nationale	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Dens. population	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Taux chômage	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X

3.3 Modèles logistiques et cartes de probabilités

Les modèles logistiques produisent une équation permettant de prédire la probabilité d'occurrence d'une occupation du sol en calculant les différents coefficients associés à chaque variable. Pour l'interprétation de l'impact qu'ont les variables sur cette probabilité, l'analyse du signe des coefficients s'avère pertinente. Les tables 3.4, 3.5, 3.6, 3.7 et 3.8 renseignent les signes de chacune des variables sur les modèles prédisant la probabilité d'avoir respectivement une zone urbaine, une culture, une prairie, une forêt et une lande ou une tourbière pour chaque zone. Les trois échelles spatiales sont séparées par une double ligne. Le code couleur représente le niveau de significativité du coefficient en faisant référence à la valeur de la p-valeur. La couleur blanche, elle, indique que le coefficient de la variable n'est pas significatif. L'absence de signe pour une variable montre que cette variable n'est pas prise en compte dans ce modèle. Cela peut être dû à trois raisons :

- Le facteur n'est pas disponible dans cette zone, c'est le cas pour le plan de secteur (PDS) dans le Grand-Duché de Luxembourg.
- La variable n'a pas été conservée après l'analyse de la colinéarité
- La variable a été supprimée par la méthode de sélection de variable pas à pas décrite au point 2.4.2.

À partir des équations des modèles, la probabilité d'occurrence des cinq classes d'occupation du sol peut être prédite pour les trois échelles spatiales. Les cartes présentant les résultats de ces prédictions sont visibles dans les figures 3.3, 3.4 et 3.5. À noter que pour l'échelle spatiale nationale et régionale, ces cartes sont réalisées en assemblant les résultats issus des modèles basés sur les zones qui les composent.

TABLE 3.4 – Table des signes des coefficients pour les modèles de probabilité d'occupation de la classe « zone urbaine » : p-valeur : 0,05 > ■ > 0,01 > ■ > 0,001 > ■.

Variables	Glob	RW	GDL	Ard	C_F	Gut	Her	Lor	Oes	P_H	Ind
Ordonnée à l'origine	+	+	+	-	-	+	-	+	-	-	-
Altitude			-	-	-	-	■	-	-	+	+
Pente	-	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-
Orientation	+	+	■	+	+	■	+	+		+	+
Température									+		
Précipitations	-	-	+	+	+	+	+	-	+	+	-
Limon	-	-	-	+	-	-		-	+	-	
Argile	-	+	-	+	■	-	-	-	+	+	+
Gravier	-	+		-	+		■	+	■	+	+
Prox. autoroute	-	-	-	-		-				-	
Prox. gare	-	-	-	+	-	-		-	-	-	-
Prox. nationale	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Dens. population	+	+	+	+	+	+	+	+	■	+	+
Taux chômage	+	-	+	-	-	+	-	-	+	-	-
PDS : Autre		+		+	+		+	+		+	+
PDS : Forestière		-		-	-		-	-		-	■
PDS : Naturelle		+		+	+		+	+		+	+
PDS : Urbaine		+		+	+		+	+		+	+

TABLE 3.5 – Table des signes des coefficients pour les modèles de probabilité d’occupation de la classe « culture » : p-valeur : 0,05 > ■ > 0,01 > ■ > 0,001 > ■.

Variables	Glob	RW	GDL	Ard	C_F	Gut	Her	Lor	Oes	P_H	Ind
Ordonnée à l’origine	-	+	-	-	-	-	+	+	-	+	+
Altitude			-	-	-	-		+	+	+	-
Pente	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-
Orientation	+	+	+	+	+			+	+	-	
Température									+		
Précipitations	-	-	+	+	+	+	-	-	+	-	-
Limon	+	+	+	+	+	+	+	-	+	+	+
Argile	+	+	+	+	+	+	+	-	+	+	+
Gravier	-	+	+	+	+	+	-	+	+	-	-
Prox.autoroute	-	-		+	-		+		-	-	+
Prox.gare	+	+	+	-	-	+	+	-	+	+	+
Prox.nationale	-	-	-	-	-	+	-	-	-	+	+
Dens.population	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Taux chômage	+	+	-	-	-	-	+	+	+	-	+
PDS : Autre		-		-	-		-	-		-	-
PDS : Forestière		-		-	-		-	-		-	-
PDS : Naturelle		-		-	-		-	-		-	-
PDS : Urbaine		-		-	-		-	-		-	-

TABLE 3.6 – Table des signes des coefficients pour les modèles de probabilité d’occupation de la classe « prairie » : p-valeur : 0,05 > ■ > 0,01 > ■ > 0,001 > ■.

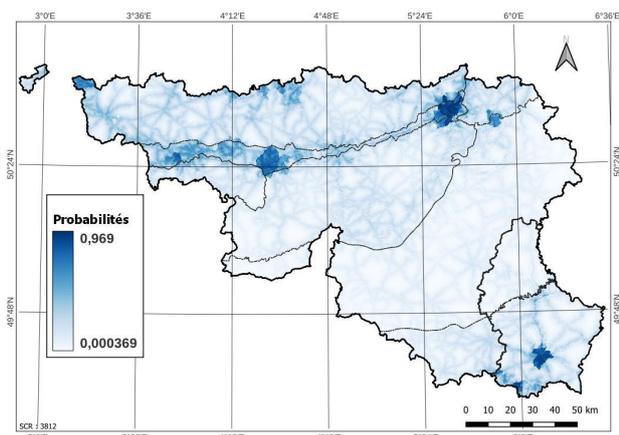
Variables	Glob	RW	GDL	Ard	C_F	Gut	Her	Lor	Oes	P_H	Ind
Ordonnée à l’origine	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Altitude			-	-	-	-		-	+	-	-
Pente	-	+	-	-	-	-	-	+	-	-	+
Orientation	+	+		+	+			-		+	+
Température									+		
Précipitations	+	+	+	+	+		+	+	+	+	+
Limon	-	-	+	-	-	+	-	+		+	-
Argile	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
Gravier	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Prox.autoroute	-	-	+	-	+	+	-			+	+
Prox.gare	+	-	-	+	-	-	-	-	-	-	+
Prox.nationale	-	-	+	-	+	+	+	+	+	+	+
Dens.population	-	-	-	+	-	-	-	+	-	-	-
Taux chômage	-	-	-	-	-	-	-	-	-	+	+
PDS : Autre		-		-	-		-	-		-	-
PDS : Forestière		-		-	-		-	-		-	-
PDS : Naturelle		-		-	-		-	-		-	-
PDS : Urbaine		-		-	-		-	-		-	-

TABLE 3.7 – Table des signes des coefficients pour les modèles de probabilité d’occupation de la classe « forêt » : p-valeur : 0,05 > ■ > 0,01 > ■ > 0,001 > ■.

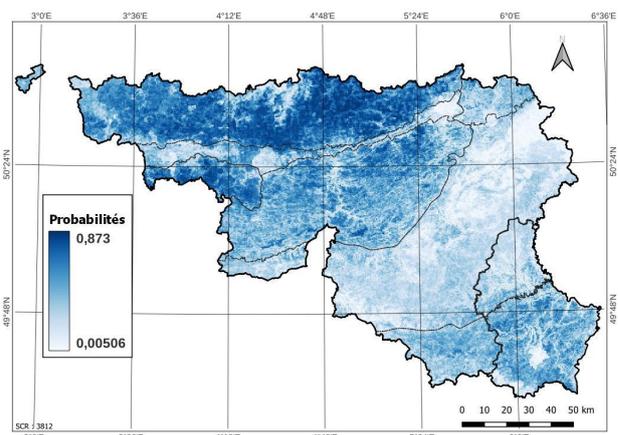
Variables	Glob	RW	GDL	Ard	C_F	Gut	Her	Lor	Oes	P_H	Ind
Ordonnée à l’origine	-	-	+	+	+	-	-	-	+	+	+
Altitude			+	+	+	+	+	+	-	+	+
Pente	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
Orientation	+	+	-	-	+	-	-	-	-	-	-
Température									-		
Précipitations	+	+	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Limon	-	-	+	-	-	+	+	+	-	-	-
Argile	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Gravier	+	+	-	+		-	+	-		+	+
Prox.autoroute	+	+	-	+	+	-	+		+	+	+
Prox.gare	-	-	-	-	+	+	-	+	+	-	
Prox.nationale	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
Dens.population	-	-	+	-	-	-	+	-	+	-	-
Taux chômage	+	+	+	+	+	+	-	+		+	+
PDS : Autre		+		+	+		+	+		+	+
PDS : Forestière		+		+	+		+	+		+	+
PDS : Naturelle		+		+	+		+	+		+	+
PDS : Urbaine		+		+	+		+	+		+	+

TABLE 3.8 – Table des signes des coefficients pour les modèles de probabilité d’occupation de la classe « lande et tourbière » : p-valeur : 0,05 > ■ > 0,01 > ■ > 0,001 > ■.

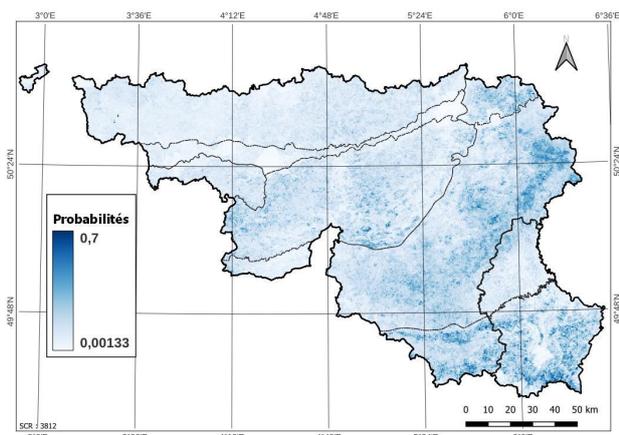
Variables	Glob	RW	GDL	Ard	C_F	Gut	Her	Lor	Oes	P_H	Ind
Ordonnée à l’origine	-	-	+	-	+	+		-		-	-
Altitude			-	+	-	-		+		-	-
Pente	-	-	-	-	-	-		-		+	+
Orientation	+	+	+	+	+	+		-		+	+
Température											
Précipitations	+	+	+	+	-	+		+		+	+
Limon	-	-	-	-	-	-		-		+	-
Argile	-	-	+	+	+	+		-		+	-
Gravier	-	-	-	+	-	-		+		+	-
Prox.autoroute	-	-	-	+	+	-				-	-
Prox.gare	+	+	-	+	+	-		+		-	+
Prox.nationale	+	+	+	+	-	+		+		+	+
Dens.population	+	+	-	+	-	-		+		-	-
Taux chômage	+	+	-	-	+	-		-		+	+
PDS : Autre		+		+	+			+		+	+
PDS : Forestière		+		+	+			+		+	-
PDS : Naturelle		+		+	+			+		+	+
PDS : Urbaine		+		+	-			+		+	+



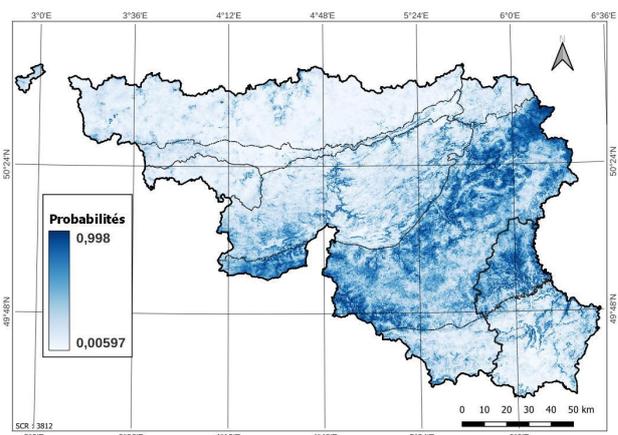
(a) Zone urbaine



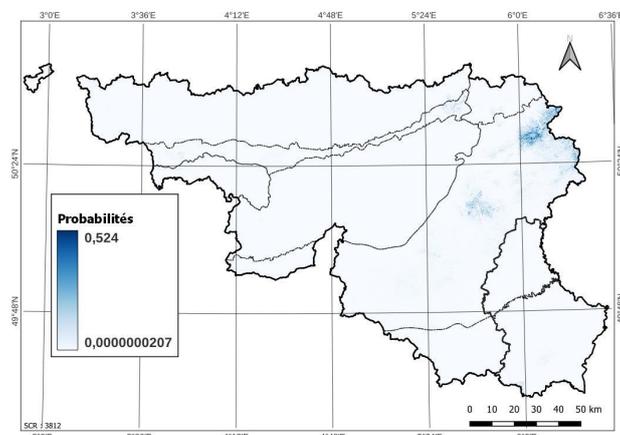
(b) Culture



(c) Prairie

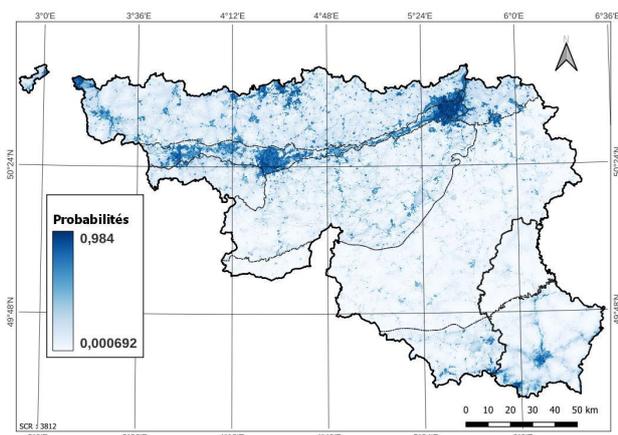


(d) Forêt

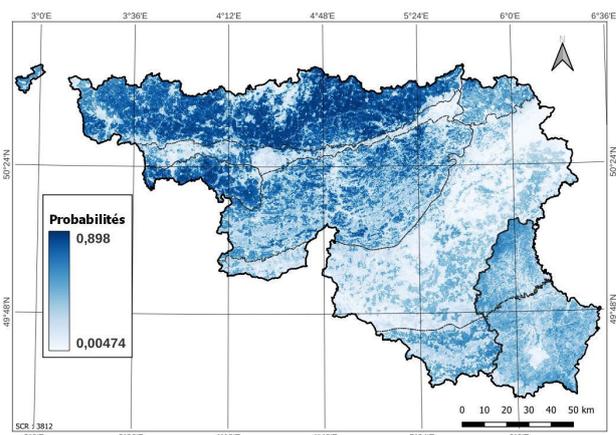


(e) Lande et tourbière

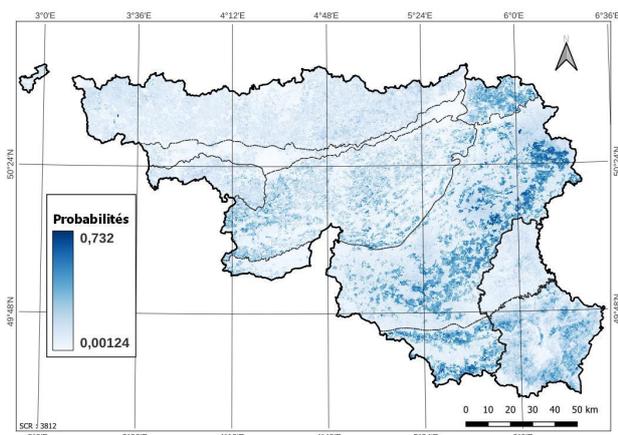
FIGURE 3.3 – Cartes de probabilité calibrées à l'échelle globale.



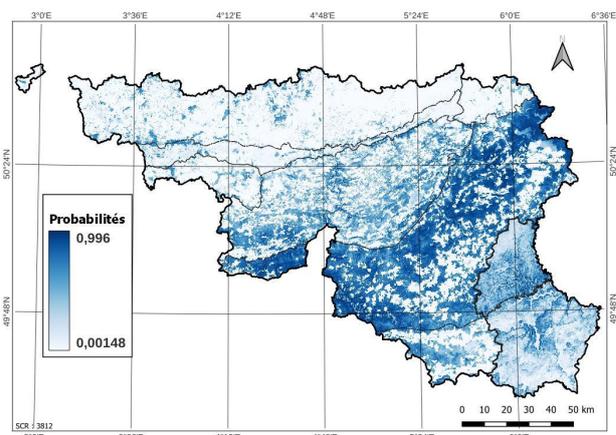
(a) Zone urbaine



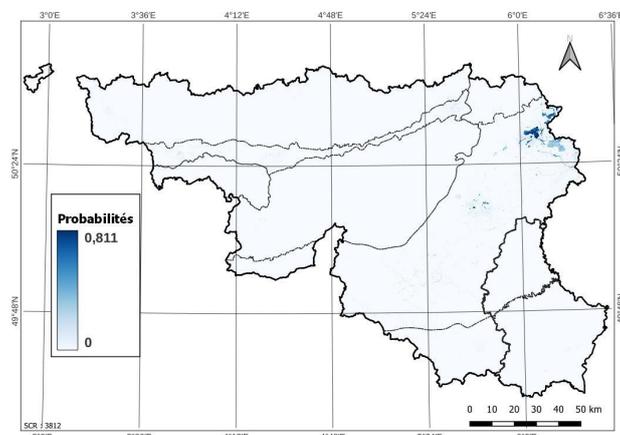
(b) Culture



(c) Prairie

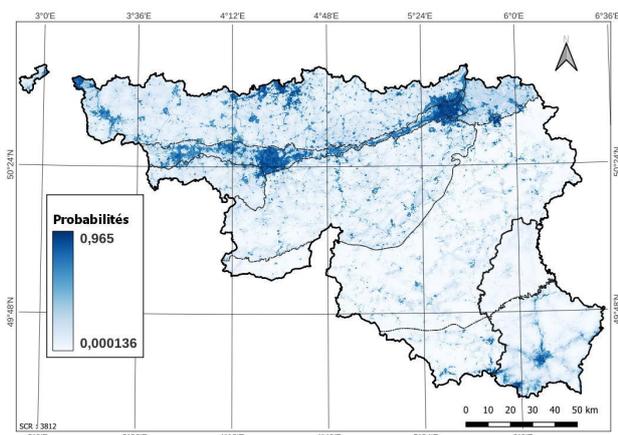


(d) Forêt

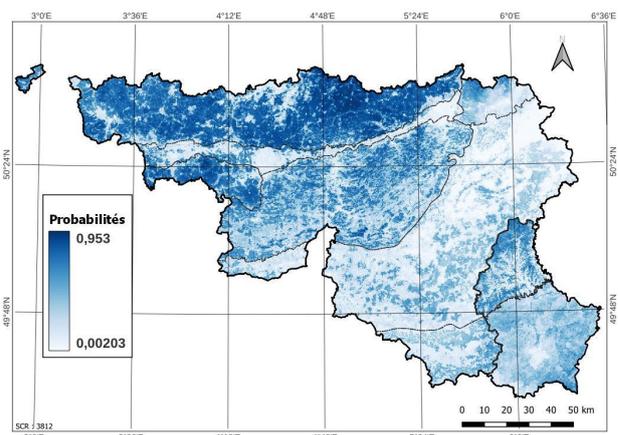


(e) Lande et tourbière

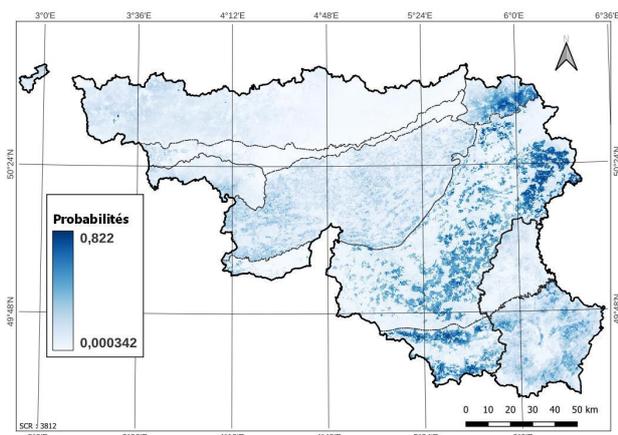
FIGURE 3.4 – Cartes de probabilité calibrées à l'échelle nationale.



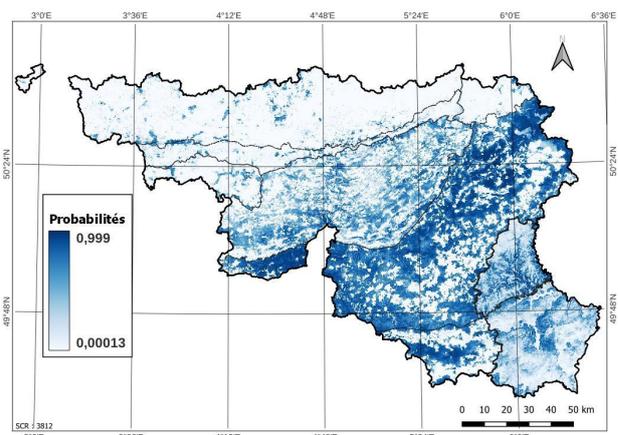
(a) Zone urbaine



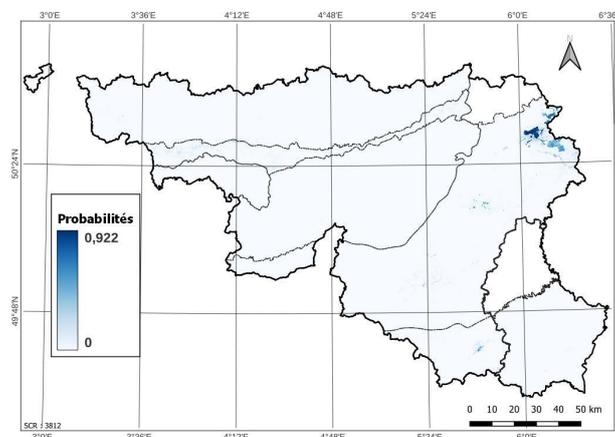
(b) Culture



(c) Prairie



(d) Forêt



(e) Lande et tourbière

FIGURE 3.5 – Cartes de probabilité calibrées à l'échelle régionale.

3.4 Validation des modèles

La validation des modèles est faite sur trois composantes. La première est l'analyse de l'indicateur kappa entre les pixels d'expansion prédits pour 2018 et les pixels observés en 2018 à l'endroit où l'expansion est prédite. Les valeurs de l'indice kappa pour chaque échelle spatiale sont reprises dans la table 3.9. La deuxième composante permet de quantifier les erreurs de chacune des transitions existantes entre 2012 et les prédictions pour 2018 en se basant sur les transitions réelles observées entre 2012 et 2018, montrées dans la table A7 de l'annexe 8. Les matrices reprenant l'erreur relative de ces transitions d'occupation du sol sont visibles dans la table 3.10. La dernière composante est l'analyse de la distance entre l'expansion prédite entre 2012 et 2018 pour une classe d'occupation et l'expansion réelle pour cette classe. La figure 3.6 montre pour chaque classe la proportion de pixels d'expansion correctement prédits en fonction de la distance à l'expansion réelle et de l'échelle spatiale.

TABLE 3.9 – Indice kappa de l'expansion prédite pour les trois échelles spatiales.

Échelle globale	-0,152
Échelle nationale	-0,118
Échelle régionale	-0,130

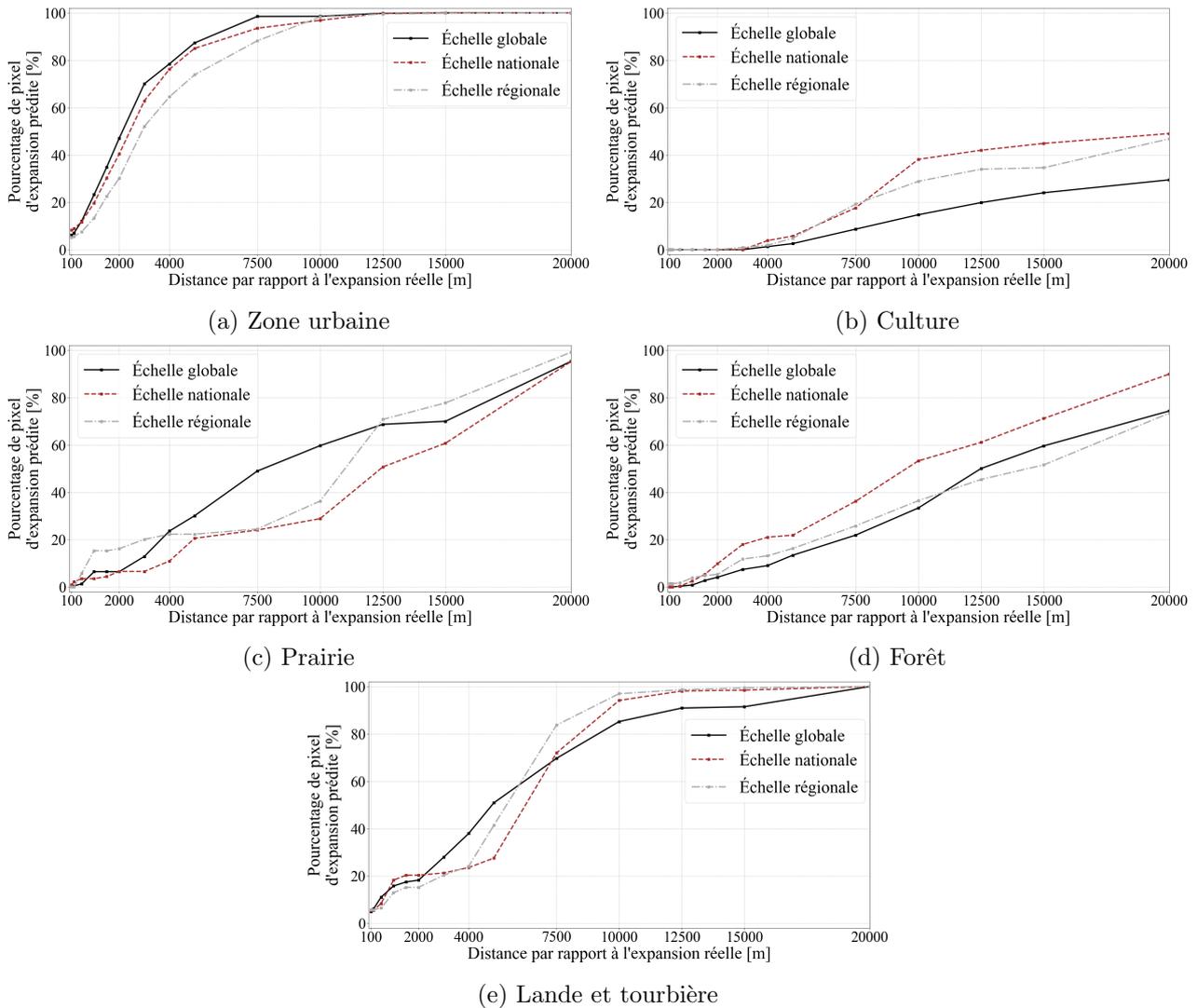


FIGURE 3.6 – Pourcentage d'expansion prédite correctement placée en fonction de la distance par rapport à l'expansion réelle entre 2012 et 2018 et en fonction de l'échelle spatiale.

TABLE 3.10 – Matrices des erreurs relatives de transitions entre 2012 et l’occupation prédite en 2018 : ■ entre -10 % et 10 % d’erreur, ■ au delà de -50 % ou +50 % d’erreur, nombre de pixels de transition observée : 500>*>100>**>50>***.

(a) Échelle globale.

		2012						Total
		Zone urbaine	Culture	Prairie	Forêt	Lande et tourbière	Autres	
2018 prédit	Zone urbaine	0,0%	-47,0%	-44,7%*	260,6%*	120,5%***		0,0%
	Culture	275,4%**	0,1%	-56,5%*	-77,4%**			0,1%
	Prairie	-64,5%*	102,3%**	0,1%	-96,0%***			0,1%
	Forêt	-32,1%*	22,6%*	515,4%***	-0,1%	-66,7%***		-0,1%
	Lande et tourbière				-1,7%	-0,3%		-0,3%
	Autre						0,0%	-0,2%

(b) Échelle nationale.

		2012						Total
		Zone urbaine	Culture	Prairie	Forêt	Lande et tourbière	Autres	
2018 prédit	Zone urbaine	0,0%	-10,4%	-56,8%*	70,3%*	304,5%***		0,0%
	Culture	166,7%**	0,0%	-38,9%*	-32,3%**			0,0%
	Prairie	-60,3%*	86,2%**	0,1%	-24,0%***			0,1%
	Forêt	-66,8%*	-15,7%*	561,5%***	0,0%	131,3%***		0,0%
	Lande et tourbière				-2,7%	-1,8%		-1,7%
	Autre						-1,6%	-1,8%

(c) Échelle régionale.

		2012						Total
		Zone urbaine	Culture	Prairie	Forêt	Lande et tourbière	Autres	
2018 prédit	Zone urbaine	0,0%	-10,8%	-1,5%*	50,6%*	31,8%***		0,0%
	Culture	121,1%**	0,0%	-31,6%*	-12,9%**			0,0%
	Prairie	-32,2%*	56,3%**	0,0%	-72,0%***			0,0%
	Forêt	-38,4%*	17,4%*	446,2%***	0,0%	-29,2%***		0,0%
	Lande et tourbière				-2,3%	0,0%		0,0%
	Autre						-1,6%	-1,8%

3.5 Prédiction futures

3.5.1 Scénario « business as usual »

Comme précisé au point 2.6, le scénario BAU considère que les taux d'expansion entre 2012 et 2018 des zones de l'échelle spatiale utilisée pour les prédictions futures sont considérés constants jusqu'en 2100. L'échelle spatiale employée est l'échelle nationale. Les taux d'expansion qui sont utilisés dans ce scénario sont visibles dans la table A5c de l'annexe 6 et dans la table A8 de l'annexe 8.

La figure 3.7 montre l'occupation du sol prédite pour 2102 selon le scénario « business as usual ». Les expansions de chacune des classes prédites sont visibles dans l'annexe 9. Comme pour l'analyse des changements entre 2000 et 2018, une matrice de transition entre l'occupation en 2018 et la prédiction pour 2102 est montrée à la table 3.11. Cette matrice permet de quantifier les surfaces de transition, l'augmentation nette et l'expansion de chaque classe entre 2018 et 2102. La carte d'occupation du sol ne permet pas d'identifier clairement où ont lieu ces transitions. Afin de spatialiser les changements d'occupation du sol, les transitions entre 2018 et 2102 sont représentées sur la figure 3.9a. La figure 3.9 montre les délimitations des trois zones détaillées dans la figure 3.9a. Une carte unique affichant les transitions d'occupation du sol entre 2018 et 2102 sur l'entièreté de la zone d'étude est visible à l'annexe 10.

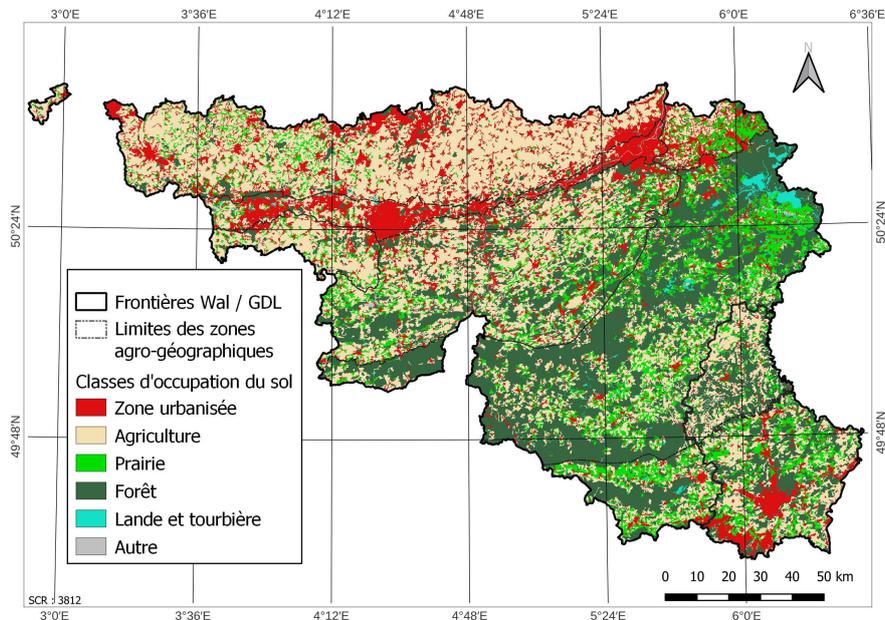


FIGURE 3.7 – Carte de l'occupation du sol prédite pour l'année 2102 selon le scénario « business as usual ».

TABLE 3.11 – Matrice de transition entre 2018 et la prédiction pour 2102 selon le scénario « business as usual » : ■ Augmentation nette négative, ■ Expansion supérieure à 10 % et surfaces de transition : ■ > 1 % > ■ > 0,5 % > ■ > 0,25 % > ■ > 0,1 % > ■ > 0,05 % de la surface totale.

		2018						Total	A _{nette}	Exp
		Zone urbaine	Culture	Prairie	Forêt	Lande et tourbière	Autres			
2102	Zone urbaine	279115	19605	6017	5911	870	0	311518	9,90%	11,43%
	Culture	2197	743845	1332	276	0	0	747650	-2,52%	0,50%
	Prairie	617	1798	261230	197	15	0	263857	-2,46%	0,97%
	Forêt	412	1207	879	600799	977	0	604274	-1,17%	0,57%
	Lande et tourbière	1108	545	1053	4256	9739	0	16701	43,96%	60,01%
	Autres	0	0	0	0	0	5172	5172		
	Total	283449	767000	270511	611439	11601	5172	1949172		

3.5.2 Scénario « planification durable »

Les différentes régressions linéaires utilisées pour calculer les taux d'expansion urbaine et de lande et tourbière de ce scénario sont visibles en annexe 11. L'ensemble des taux d'expansion pour la Région wallonne et le Grand-Duché de Luxembourg sont repris dans la table A9 de l'annexe 12. Comme pour le premier scénario, la carte d'occupation du sol prédite pour 2102 est visible à la figure 3.8 et les expansions sont représentées dans l'annexe 13. La table 3.12 montre les surfaces de transition entre 2018 et 2102. Ces transitions sont représentées spatialement dans la figure 3.9b. L'annexe 14 montre ces transitions sur l'ensemble du territoire.

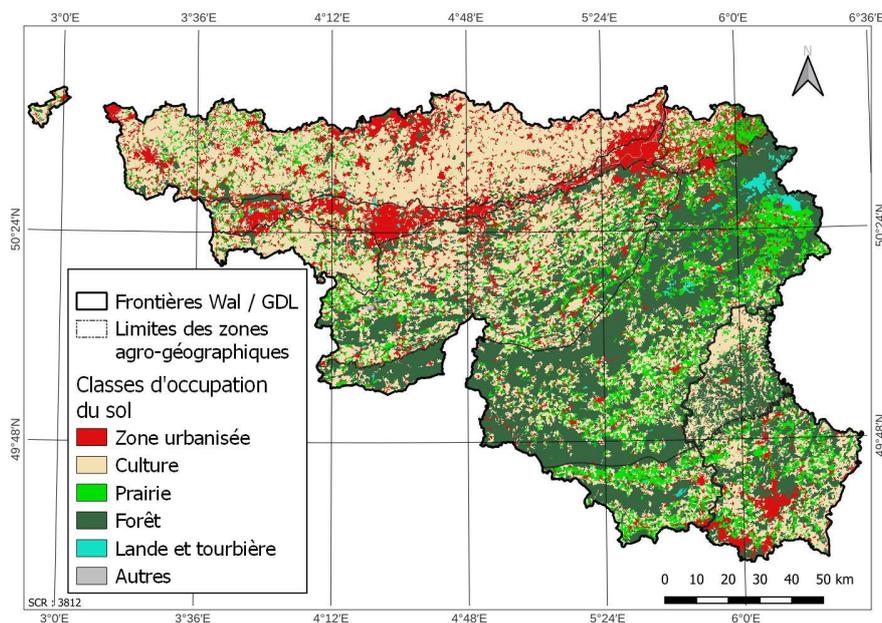


FIGURE 3.8 – Carte de l'occupation du sol prédite pour l'année 2102 selon le scénario « planification durable ».

TABLE 3.12 – Matrice de transition entre 2018 et la prédiction pour 2102 selon le scénario « planification durable » : ■ Augmentation nette négative, ■ Expansion supérieure à 10 % et surfaces de transition : ■ > 1 % > ■ > 0,5 % > ■ > 0,25 % > ■ > 0,1 % > ■ > 0,05 % de la surface totale.

		2018							<i>A_{nette}</i>	Exp
		Zone urbaine	Culture	Prairie	Forêt	Lande et tourbière	Autres	Total		
2102	Zone urbaine	267374	5571	1296	2076	0	0	276317	-2,52%	3,16%
	Culture	11651	742916	9664	2794	0	0	767025	0,00%	3,14%
	Prairie	1874	4445	252474	407	0	0	259200	-4,18%	2,49%
	Forêt	2549	14047	7074	605891	0	0	629561	2,96%	3,87%
	Lande et tourbière	1	21	3	271	11601	0	11897	2,55%	2,55%
	Autres	0	0	0	0	0	5172	5172	0,00%	0,00%
	Total	283449	767000	270511	611439	11601	5172	1949172		

3.5.3 Transitions pour les deux scénarios

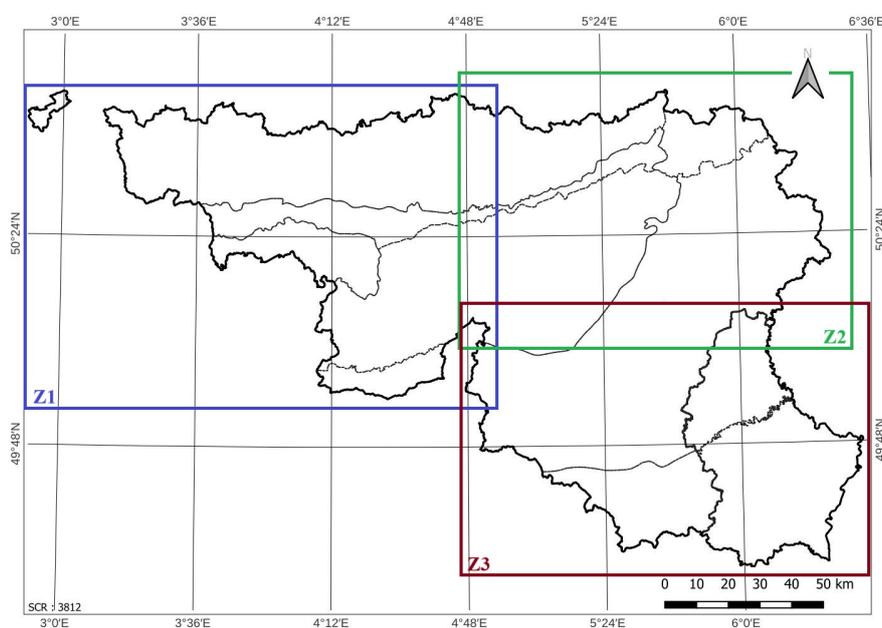
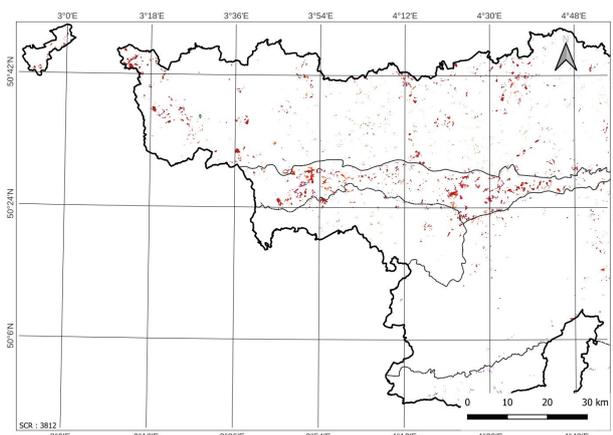
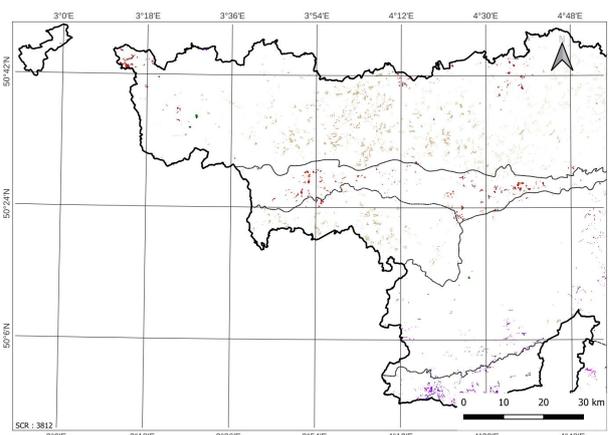


FIGURE 3.9 – Délimitations des 3 zones Z1, Z2 et Z3.

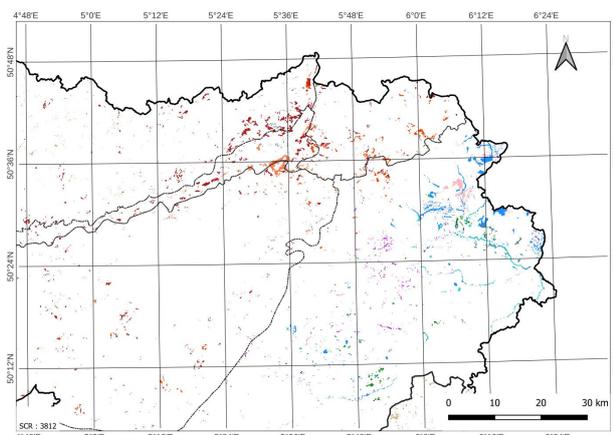
Transitions		
■ Culture vers urbain	■ Urbain vers prairie	■ Urbain vers lande et tourbière
■ Prairie vers urbain	■ Culture vers prairie	■ Culture vers lande et tourbière
■ Forêt vers urbain	■ Forêt vers prairie	■ Prairie vers lande et tourbière
■ Lande et tourbière vers urbain	■ Lande et tourbière vers prairie	■ Forêt vers lande et tourbière
■ Urbain vers culture	■ Urbain vers forêt	
■ Prairie vers culture	■ Culture vers forêt	
■ Forêt vers culture	■ Prairie vers forêt	
	■ Lande et tourbière vers forêt	



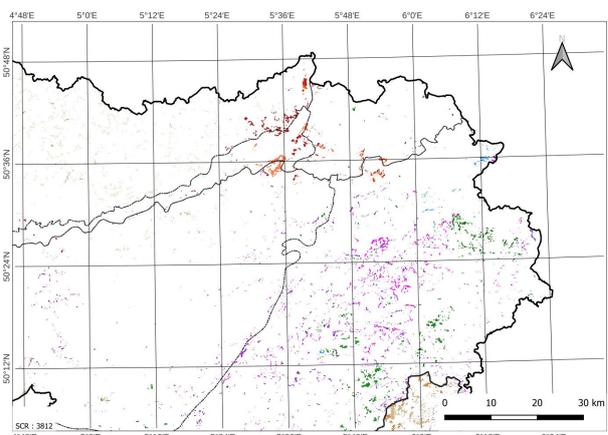
(a1) Z1



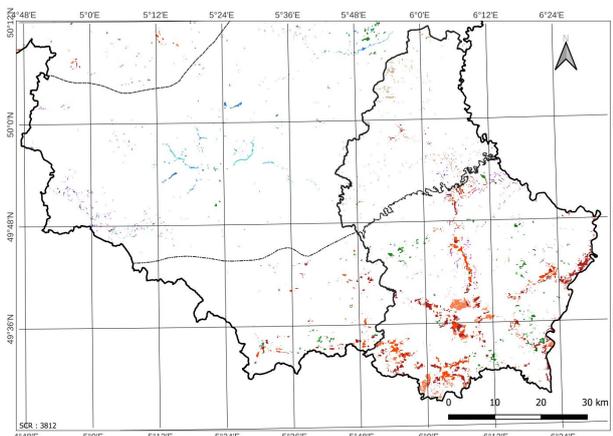
(b1) Z1



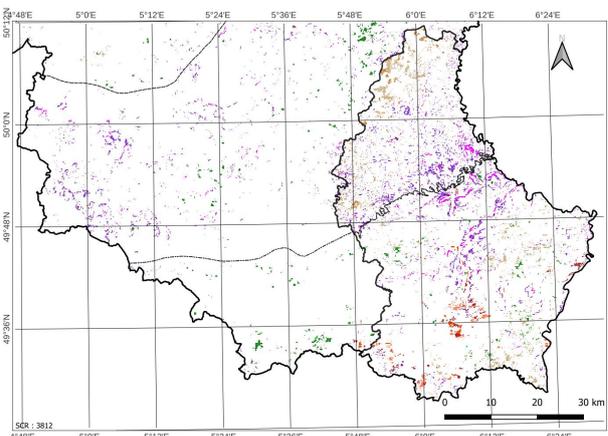
(a2) Z2



(b2) Z2



(a3) Z3



(b3) Z3

(a) « Business as usual »

(b) « Planification durable ».

FIGURE 3.9 – Cartes des transitions d'occupation du sol entre 2018 et 2102 selon les scénarios

Chapitre 4

Discussion

4.1 Changements d'occupation du sol

L'évolution temporelle de la répartition de l'occupation du sol de la figure 4.1 montre une augmentation des zones urbaines et des prairies au fil des années au détriment des cultures. Ces observations sont cohérentes avec celles que l'on peut faire sur base des cartes de la figure 4.2, où l'on voit notamment une augmentation de surface de prairie au Grand-Duché de Luxembourg.

Afin de quantifier de manière plus précise les transitions d'occupation du sol, l'analyse des tables 3.1 et 3.2 est pertinente. Concernant l'expansion urbaine, on voit que celle-ci est plus importante dans le Grand-Duché de Luxembourg où le taux d'expansion est de 24,82 %. Cette expansion a lieu principalement au début des années 2000 comme le montrent les chiffres de la table 3.2. En Ardenne, l'expansion des landes et des tourbières est de 11,2 % avec une augmentation nette de la surface de 9,6 %. Ceci est principalement dû aux projets de restauration des tourbières des hauts plateaux qui convertissent des forêts en tourbières. D'après les résultats de la table 3.2, 835 ha de forêts ont été transformés de cette façon entre 2000 et 2018.

Au Grand-Duché de Luxembourg, une autre transition est prédominante : la conversion de cultures en prairies. Cela concerne plus de 15.000 ha entre 2000 et 2018. Cette transition est, comme l'expansion urbaine, plus importante au début des années 2000. En 2003, une nouvelle réforme de la PAC européenne conditionne la réception d'aides financières par des normes environnementales et de bien-être animal (Gaillard, 2018; Milicevic, 2023). Il est alors possible qu'une transition de cultures en prairies ait eu lieu afin d'augmenter la surface par tête et de respecter les normes. De plus, suite aux normes environnementales, des cultures ont pu être laissées en jachère pour restaurer le sol, expliquant alors l'augmentation de la surface de prairie.

Les taux d'expansion observés dans cette étude ne coïncident pas avec les résultats de EEA et al. (2017). En effet, EEA et al. (2017) obtient un taux d'expansion annuelle de 0,1 % entre 2006 et 2012 pour la Belgique. Cette étude, elle, présente un taux de 3,2 % entre 2000 et 2018 soit 0,18 % par an pour la Région wallonne. Pour le Grand-Duché de Luxembourg, ce taux annuel est de 1,18 % entre 2006 et 2012 alors que selon EEA et al. (2017) ce taux est de 0,33 %.

4.2 Sélection et impact des facteurs

4.2.1 Multicolinéarité

L'analyse de la multicolinéarité des facteurs a mis en évidence l'existence d'une colinéarité entre certaines variables. Celles-ci ont, par conséquent, été supprimées avant la mise en place des modèles. C'est le cas notamment de la température qui a été évincée dans toutes les régions sauf dans l'Oesling, comme le montre la table 3.3. Cette exclusion est cohérente avec l'origine de ce facteur puisque le modèle prédisant la température est uniquement basé sur l'altitude (Meersmans et al., 2011). Cependant, pour la région d'Oesling, bien que les valeurs de VIF de l'altitude et de la température soient plus élevées que celles des autres variables, respectivement 4,13 et 4,30 (annexe 7), la température n'a pas été supprimée car elle ne dépasse pas la valeur seuil de 5.

Dans la table 3.3, on remarque également que le facteur altitude a été supprimé pour l'échelle globale et pour la Région wallonne. Ceci est dû à sa colinéarité avec le facteur de précipitations, comme en témoigne l'annexe 7. Similairement à la température, le modèle prédictif des quantités de précipitations est basé sur l'altitude (Meersmans et al. 2016). De plus, l'altitude semble également liée à la teneur en gravier comme le montre les tables de l'annexe 7 ainsi que la comparaison des cartes A8a et A9c.

Une dernière variable a été retirée pour la Lorraine. Il s'agit de la proximité des autoroutes. Celle-ci est colinéaire avec la densité de population. Ceci se remarque sur les cartes A11a et A11c, où il est visible que la zone de population la plus dense (Arlon) est également très proche de l'autoroute.

4.2.2 Modélisation pas à pas

La méthode de modélisation pas à pas utilisée dans ce travail permet également d'écartier certaines variables afin d'améliorer la performance du modèle. Comme précisé dans le chapitre « matériel et méthodes », le critère de sélection est l'AIC. Une variable est donc écartée si sa suppression diminue l'AIC.

Plusieurs raisons peuvent entraîner la suppression d'une variable. Dans certains cas, cette variable est fortement homogène au sein d'une région alors que l'occurrence de l'occupation du sol est plus dispersée. C'est possiblement pour cette raison que la proximité des autoroutes a été écartée dans les modèles urbains du Pays de Herve, de l'Oesling et du sillon industriel. C'est également le cas pour la teneur en limon dans l'Oesling qui a été évincée du modèle de prairie. La proximité des gares dans le sillon industriel a, elle, été supprimée de la prédiction concernant les zones forestières. Une autre raison, pouvant entraîner la suppression d'un facteur est la présence de plusieurs liens antinomiques. C'est notamment le cas de la teneur en limon au sein du sillon industriel concernant le modèle urbain. En effet, la zone contient plusieurs grandes villes, comme Liège et Charleroi qui présentent des teneurs en limon fortement différentes (voir annexe A9b). C'est également le cas de la proximité des autoroutes pour le modèle de cultures au Grand-Duché et plus particulièrement dans le Gutland. La figure 3.2 montre que la ville de Luxembourg est entourée de cultures alors que la proximité des autoroutes est bien plus élevée dans la zone Sud que dans la zone Nord (voir annexe A11c).

D'autres variables ont été supprimées par la méthode pas à pas malgré le fait qu'au premier coup d'œil un lien entre celles-ci et l'occupation du sol existait. L'altitude a été écartée du modèle de cultures dans le Pays de Herve alors que, dans cette région, les zones de cultures se retrouvent principalement au nord-ouest, à basse altitude. Similairement, l'altitude a aussi été évincée du modèle de prairie dans cette zone malgré sa concentration dans la région de plus haute altitude au sud-est. Deux hypothèses peuvent être énoncées pour expliquer cela. La première est que la variation d'altitude n'est pas suffisante au sein de la région, mais celle-ci varie de 209 m en moyenne sur les cultures à 253 m sur les prairies. La seconde hypothèse est qu'une autre variable représente la même variation spatiale rendant l'altitude peu pertinente, notamment les précipitations ou la proximité des gares.

Parmi les catégories de la variable « plan de secteur », il y en a une qui n'est reprise dans aucun des tableaux. Il s'agit de l'affectation « agricole ». Cette catégorie est en fait exclue avant même la méthode pas à pas car l'utilisation de chacune des catégories de la variable engendrerait de la colinéarité (Wiley & Wiley, 2019). La fonction glm de R utilise donc automatiquement une des catégories comme référence et l'écarte de la modélisation.

4.2.3 Impacts des facteurs

Les impacts de chacun des facteurs peuvent être analysés grâce aux tables 3.4, 3.5, 3.6, 3.7 et 3.8 reprenant les signes des coefficients des variables pour les 5 occupations de sol et pour chaque zone.

En ce qui concerne l'altitude, on peut voir qu'il est généralement plus probable de trouver les zones urbaines à basse altitude sauf dans le sillon industriel, dans les plateaux limoneux et en Hesbaye. En effet, dans ces régions, les zones à l'ouest se situent à très basse altitude et les zones urbaines se concentrent plus à l'est (Liège) et au nord (Wavre, Waterloo et La Hulpe). À basse altitude, on retrouve également une plus importante probabilité de cultures sauf dans les régions de l'Oesling, de la Lorraine, des plateaux limoneux et en Hesbaye où les cultures se situent plus en hauteur. Cependant, cette interprétation est à mettre en parallèle avec la variation de l'altitude dans ces zones qui est très faible ou très localisée, expliquant probablement cette dynamique. Concernant les probabilités d'avoir des prairies et des forêts, celles-ci sont élevées, respectivement à basse et à haute altitude, sauf dans la région de l'Oesling où la dynamique est inverse. Ceci peut être expliqué par la topographie de la région composée de hauts plateaux adaptés à la culture et à l'élevage et de pentes raides moins adaptées. Enfin, les landes et tourbières sont plus enclines à se situer en haute altitude en Ardenne et en Lorraine où l'on trouve 80 % de cette occupation. Cette observation est en accord avec la présence de tourbières sur les hauts plateaux ardennais.

Les zones urbaines ainsi que les cultures ont plus de chance de se trouver sur des territoires à faible pente. Ceci semble logique car l'utilisation des terres liée à ces occupations peut être complexe en cas de forte pente, notamment les pratiques agricoles de travail de la terre et de récolte. La probabilité de retrouver des landes et des tourbières est plus importante sur de faibles pentes, ce qui est cohérent avec la création de ces écosystèmes nécessitant une saturation en eau dans le sol due à une faible pente. Au contraire, il est plus probable d'avoir des zones forestières sur des pentes importantes. Concernant la probabilité d'occurrence des prairies, elle dépend de la zone et de l'échelle spatiale considérée. En effet, pour la Région wallonne, la Lorraine et le sillon industriel, la probabilité de trouver des prairies dans des pentes élevées est plus importante contrairement au reste des zones.

Le lien entre la probabilité d'occupation du sol et l'orientation de la pente est principalement attribuable à l'ensoleillement. Celui-ci est important pour l'agriculture, c'est pourquoi la probabilité d'avoir des cultures et des prairies est plus élevée pour une orientation plus élevée, c'est-à-dire, vers le sud. Le soleil apporte également un certain confort dans les zones urbaines, ce qui peut expliquer que celles-ci sont également plus probables sur les pentes orientées sud.

La probabilité d'avoir une culture augmente avec la teneur en limon dans le sol. Ceci est logique, puisque les sols limoneux sont avantageux pour l'agriculture. La teneur en limon a, par contre, un effet négatif sur la probabilité de trouver des landes et tourbières. Cette dynamique est prévisible, puisque les tourbières sont des sols organiques qui contiennent très peu de limon.

Une teneur en argile importante signifie également une plus haute probabilité de trouver des cultures. En effet, la teneur en argile a un impact sur la qualité de la structure du sol en lien avec la matière organique, plus spécifiquement le ratio matière organique/teneur en argile (Johannes et al., 2017). Parallèlement, il est plus probable d'avoir des prairies sur des sols à haute teneur en argile. En ce qui concerne les forêts, la probabilité baisse avec l'augmentation de la teneur en argile.

Il est plus probable qu'une zone urbaine se trouve à proximité d'une autoroute que loin de celle-ci. Cela n'est pas surprenant puisque les autoroutes relient les grandes villes. Les zones forestières, quant à elles, ont plus de chance de se trouver dans les zones éloignées des autoroutes. C'est le cas également pour les landes et tourbières en Ardenne et dans le Condroz et Fagne-Famenne. Ces zones naturelles se trouvent logiquement loin des autoroutes, mais ce n'est pas le cas dans le reste des régions. Ce qui peut s'expliquer par le fait que, dans ces zones, les landes et tourbières se trouvent principalement dans le lit de rivières de certaines villes.

Comme pour les autoroutes, la probabilité d’avoir une zone urbaine proche d’une gare est élevée. Les gares se trouvant principalement au sein des villes, cette observation est cohérente. En ce qui concerne les autres occupations, les dynamiques sont plus diversifiées en fonction des régions. De manière générale, il est plus probable de trouver une zone de culture loin des gares sauf en Ardenne, en Lorraine et dans le Condroz et Fagne-Famenne. Les prairies sont plus probables à proximité des gares sauf en Ardenne, dans le sillon industriel et à l’échelle globale. Similairement au facteur précédent, la probabilité d’avoir des landes et tourbières est plus élevée proche des gares sauf pour l’Ardenne et la Lorraine.

Les zones urbaines ont plus de chance de se trouver à proximité des routes nationales. C’est également le cas des cultures qui se situent généralement le long de ces routes. La facilité d’accès aux cultures est importante, ce qui peut expliquer leur proximité aux routes nationales. Concernant les prairies, il est plus probable qu’elles en soient éloignées sauf en Ardenne, en Région wallonne et à l’échelle globale. Quant aux forêts et aux landes et tourbières, il y a généralement plus de probabilités qu’elles se trouvent loin du réseau routier national.

La densité de population a évidemment un effet positif sur la probabilité des zones urbaines. En revanche, il est généralement plus probable de trouver des cultures, des prairies et des forêts dans les zones moins peuplées. En Ardenne et en Lorraine, il est pourtant plus probable que les prairies se situent dans des zones plus denses. Cependant, les variations de densité de population y sont très faibles.

Les résultats concernant le taux de chômage dépendent fortement des différentes régions. En Ardenne, il est plus probable d’avoir une zone urbaine, une culture ou une prairie dans des communes avec un faible taux de chômage et, dans celles avec un taux élevé, la probabilité de trouver une forêt y est élevée. Alors que dans l’Oesling, il est plus probable qu’une zone urbaine et une culture se situent dans des régions avec un fort taux de chômage. De plus, certains résultats sont surprenants. En effet, dans le sillon industriel, moins de chômage signifie une plus grande probabilité d’avoir une zone urbaine, ce qui ne correspond pas du tout aux observations que l’on peut faire de la carte A11b, qui montre que Liège et Charleroi ont un taux de chômage élevé.

En ce qui concerne les catégories d’affectation du plan de secteur, leurs impacts sont fortement liés. En effet, il est moins probable de trouver des cultures ou des prairies dans les affectations « urbaine », « forestière », « naturelle » et « autres », alors que les forêts et les landes et tourbières sont plus probables dans ces affectations. Les zones urbaines, quant à elles, sont plus probables dans les affectations « urbaine », « naturelle » et « autres » et moins dans l’affectation « forestière ». De manière générale, on peut dire que les probabilités d’occupation du sol respectent le plan de secteur même si certains liens peuvent sembler illogiques, comme l’impact positif de l’affectation « urbaine » sur les forêts et les landes et tourbières.

4.3 Comparaison des cartes de probabilités

Les cartes de probabilité des figures 3.3, 3.4 et 3.5, issues des modèles de régression logistique, permettent de comparer visuellement les résultats des trois échelles spatiales. On constate que les plus grosses villes (Liège, Charleroi et Luxembourg) ont été identifiées comme des zones ayant une haute probabilité d’être urbaine pour chacune des échelles. Cependant, pour l’échelle globale, la zone de haute probabilité au niveau de Luxembourg est plus vaste que pour les deux autres au détriment de Liège et Charleroi. Les cartes de probabilité d’occurrence de prairies et de landes et tourbières montrent une différence majeure entre les trois échelles. Plus l’échelle de calibration est précise, plus les délimitations entre les zones de faibles et de hautes probabilités sont nettes. En effet, bien que l’échelle globale identifie la zone des hauts plateaux ardennais comme probable pour accueillir des landes et tourbières, elle est moins distincte qu’aux échelles nationale et régionale. Les valeurs

maximales de probabilité de ces trois cartes témoignent également de ce phénomène, elles passent de 0,524 pour l'échelle globale à 0,811 pour l'échelle nationale et à 0,922 pour l'échelle régionale. Les cartes de probabilité concernant les cultures et les forêts sont relativement similaires pour les trois échelles. Cependant, au Grand-Duché de Luxembourg, des divergences sont visibles concernant les forêts. Dans le Gutland, l'échelle globale n'identifie pas les forêts aux abords de la ville de Luxembourg contrairement aux autres échelles. L'échelle nationale, elle, distingue moins clairement les forêts des vallées de l'Oesling que l'échelle régionale.

Pour résumer, les trois échelles spatiales identifient, pour chaque classe d'occupation, des zones de hautes probabilités similaires. Cependant, les délimitations de ces zones s'affinent et représentent mieux l'occupation réelle en 2012 à une échelle plus précise. Une meilleure représentation de l'occupation utilisée pour la calibration ne signifie pas que les performances de prédictions des changements d'occupation seront meilleures. Pour cela, il faut analyser les résultats de la validation.

4.4 Performance des modèles

Pour effectuer la validation des modèles, une prédiction de l'occupation du sol de 2018 a été effectuée pour chaque échelle spatiale en localisant les expansions entre 2012 et 2018. Les valeurs de l'indice kappa, reprises dans la table 3.9, permettent de dire qu'il n'y a pas de correspondance entre les pixels d'expansion prédits et l'occupation en 2018 sur ces pixels. En effet, une valeur négative indique l'absence d'accord entre les deux cartes. Aucune des échelles spatiales n'a donc été capable de déterminer avec une précision d'un pixel les expansions.

L'analyse des relations entre la distance à l'expansion observée et le pourcentage de pixels correctement prédits s'avère alors intéressant pour quantifier les performances spatiales des modèles. La figure 3.6 montre ces relations pour chaque occupation de sol et chaque échelle spatiale. Dans les figures 3.6a et 3.6e, on remarque que les performances des trois échelles pour les zones urbaines et les landes et tourbières sont relativement similaires comparées aux autres occupations. On voit également que les performances spatiales sont meilleures pour les zones urbaines et les landes et tourbières. En effet, le pourcentage de pixels d'expansion correctement prédits augmente rapidement avec la distance. Après 10 km, plus de 90 % des pixels d'expansion urbaine sont correctement prédits. En ce qui concerne les landes et tourbières, 90 % des pixels sont corrects après 12,5 km. La relation logarithmique entre la distance et le pourcentage de pixels indique une meilleure performance spatiale que les relations plus linéaires que l'on observe pour les cultures, les prairies et les forêts.

En comparant les échelles spatiales dans ces cinq figures, on peut identifier que celle avec les meilleures performances spatiales est l'échelle nationale. En effet, bien qu'elle soit la moins bonne pour les prairies, elle surpasse les autres pour les cultures et les forêts et est équivalente pour les zones urbaines et les landes et tourbières.

Après analyse des performances spatiales des différentes échelles, il est possible de comparer leurs aptitudes à représenter fidèlement les transitions réelles entre 2012 et 2018. Les tables 3.10a, 3.10b et 3.10c reprennent les erreurs relatives pour chaque transition, calculées en fonction du nombre de pixels des changements observés entre 2012 et 2018. Dans ces tableaux, on peut observer que, de manière générale, les trois modèles ont tendance à commettre le même type d'erreurs pour une même transition, soit en surestimant, soit en sous-estimant systématiquement les surfaces de transition. Certaines erreurs sont plutôt importantes, au-delà de 100 % voire même de 500 %, mais la majorité sont des erreurs sur des transitions présentant peu de pixels de changement, généralement en dessous de 100. Les deux transitions les plus importantes en termes de surface sont la transition culture vers urbain (1512 ha) et forêt vers lande et tourbière (526 ha). Les erreurs sur ces transitions sont plus minimales : celles de la première transition atteignent presque la marge de 10 % pour les échelles nationale et régionale et elles ne dépassent pas une sous-estimation de 2,7 % pour la transition forêt/lande et tourbière. De manière générale, les erreurs de transitions sont plus faibles pour l'échelle

régionale. Cette échelle représente donc mieux les changements que les deux autres. Cependant, concernant les transitions avec une surface importante, les performances de l'échelle nationale sont similaires.

Au vu des trois analyses ci-dessus, l'échelle nationale est choisie pour modéliser les changements d'occupation dans le futur car elle a les meilleures performances spatiales et représente de manière équivalente à l'échelle régionale les transitions les plus significatives.

4.5 Comparaison des scénarios de prédiction pour 2102

Les figures 3.7 et 3.8 montrent l'occupation du sol prédite pour 2102 selon les deux scénarios de l'étude (« business as usual » et « planification durable ») mais ne permettent pas vraiment de les comparer. Pour cela, l'analyse des tables 3.11 et 3.12 est plus pertinente.

On remarque que, pour le premier scénario, l'expansion urbaine est importante. En effet, on retrouve plus de 32.000 ha de nouvelles zones urbaines ce qui correspond à une expansion de 11,43 % et à une augmentation nette de la surface de 9,90 %. Parmi ces 32.000 ha, près de 20.000 ha proviennent de cultures ce qui représente plus de 1 % de la surface totale de la zone d'étude. Ces chiffres sont explicables par la nature du scénario « business as usual », basé sur les taux d'expansion entre 2012 et 2018. Le scénario de planification durable a été développé pour prendre en compte les limitations de l'artificialisation du sol. La table 3.12 montre que dans cette seconde prédiction, non seulement la nouvelle surface artificialisée est beaucoup moins importante (taux d'expansion de 3,16 %) mais la surface totale des zones urbaines a diminué de 2,56 %. On remarque que, selon ce scénario, la surface de zone urbaine ayant été convertie en culture est deux fois plus importante que la surface de culture artificialisée. Logiquement, l'implémentation de l'artificialisation nette de zéro pourcent pour l'année 2050 a eu un impact considérable sur l'expansion urbaine.

La surface de culture est diminuée de 2,52 % dans le premier scénario, ce qui représente plus de 19.000 ha. Comme dit précédemment, ces surfaces sont principalement converties en zones urbaines mais ce n'est pas le cas dans le second scénario. En effet, dans le scénario « planification durable », la surface de culture est restée stable entre 2018 et 2102 (augmentation de 0 %), notamment grâce à une importante conversion de zones urbaines et de prairies en cultures.

En ce qui concerne les prairies, les dynamiques des deux scénarios sont complètement différentes. Dans le premier, il y a une transition de 6000 ha vers des zones urbaines, ce qui correspond à 65 % des pertes des surfaces de prairie. Dans le second scénario, celui de planification durable, on observe des transitions vers les cultures et les forêts qui sont très importantes. Elles représentent respectivement plus de 9000 et 7000 ha. Ces surfaces de transition élevées ont un impact direct sur la surface de prairies qui baisse de 4,18 % dans ce scénario contre seulement 2,46 % dans le premier. Cette diminution drastique peut s'expliquer par l'empêchement de l'expansion sur les landes et tourbières, qui représente 13 % de l'expansion forestière entre 2012 et 2018, et qui engendre une augmentation de la part d'expansion forestière sur les prairies de 3,5 % entre 2012 et 2018 à 30 % jusqu'à 2102.

Comme l'explique le paragraphe précédent, les surfaces forestières ont augmenté de 2,96 % selon le second scénario alors que le scénario « business as usual » indique lui une diminution de 1,17 % de la surface de forêt. Les modifications apportées au second scénario sur l'expansion des landes et tourbières ont eu un impact énorme. Dans le premier scénario, le taux d'expansion des landes et tourbières est de 60,01 % avec une augmentation nette de la surface de 43,98 %. Ces chiffres exorbitants montrent l'importance de prendre en compte la fin des projets de restauration des tourbières dans le développement du scénario « planification durable ». Dans celui-ci, la surface de lande et de tourbière n'a augmenté que de 2,55 %. Il faut noter que le taux d'expansion et l'augmentation nette des landes et tourbières pour le second scénario sont égaux parce que l'expansion d'autres occupations y est empêchée.

L'analyse de la figure 3.9, permet de spatialiser les changements mentionnés précédemment. De manière générale, on peut observer que les changements sont concentrés pour le premier scénario, là où ils sont plus éparpillés pour le second.

Dans la zone Z1, on peut voir que, pour le scénario BAU, la majorité des transitions d'occupation de sol se trouve autour des villes de Charleroi et de Mons. Il s'agit principalement de conversions de cultures et de landes et tourbières vers des zones urbaines. Au contraire, pour le second scénario, la majorité des changements se trouvent dans le nord du Hainaut et il s'agit de transitions de zones urbaines et de prairies vers des cultures bien qu'au niveau des villes, on retrouve également un peu d'artificialisation.

La zone Z2 montre deux régions intéressantes, Liège et ses alentours ainsi que les hauts plateaux ardennais. Dans la première, on observe principalement une artificialisation des cultures et des forêts. On remarque tout de même que la quantité d'artificialisation est beaucoup plus importante dans le premier scénario que dans le second. En ce qui concerne les plateaux ardennais, pour le scénario BAU, on peut identifier plusieurs zones de transitions concernant les landes et tourbières. On y retrouve principalement des conversions de forêts et de zones urbaines en landes et tourbières et des conversions de landes et tourbières en forêts. Par contre, pour le scénario de planification durable, les transitions sur les plateaux sont principalement des cultures et des forêts converties en prairies. Un peu plus au sud-ouest, on retrouve des transitions de cultures et de prairies vers des forêts.

Dans la zone Z3, le scénario BAU est fortement marqué par une artificialisation intense à partir de prairies, de cultures et de forêts aux alentours de Luxembourg et dans le sud-ouest du pays. Cette artificialisation est également visible, dans une moindre mesure, pour le second scénario. Cependant, dans ce dernier, la partie centrale et nord du Grand-Duché est caractérisée par la présence d'expansions forestières.

Pour résumer, les modifications apportées par le second scénario ont limité l'expansion urbaine au point de diminuer la surface artificielle totale. La surface de forêt a augmenté et la surface de culture est restée stable au détriment des prairies qui ont perdu plus de 4 % de leur surface. La surface de landes et tourbières a également augmenté, mais 17 fois moins que dans le scénario « business as usual ». De plus, la répartition spatiale des changements est différente pour les deux scénarios. Pour le scénario « planification durable », les transitions sont moins concentrées au niveau des villes et plus éparpillées.

4.6 Améliorations et pistes de recherche

Certaines modifications peuvent être apportées aux modèles utilisés dans ce travail afin d'améliorer leurs performances. Les politiques d'aménagement du territoire du Grand-Duché de Luxembourg sont complexes et n'ont pas été prises en compte dans cette étude, mais une analyse plus complète permettant d'inclure des facteurs représentant la planification politique du Grand-Duché pourrait permettre d'améliorer les prédictions. L'accessibilité à l'eau n'est pas prise en compte dans cette étude. On pourrait donc imaginer l'ajout d'une variable permettant de prendre cet aspect en compte, comme, par exemple, la proximité des cours d'eau. La méthode de sélection de variables utilisée dans cette étude ne permet pas d'identifier à coup sûr la combinaison de variables la plus optimale selon l'AIC. En effet, il est possible de rencontrer un minimum local dans l'analyse. Pour contrer cela, Meersmans et al. (2016a) utilise une méthode pas à pas pouvant ajouter ou supprimer plus d'une variable à la fois.

Les cartes d'occupation du sol de CORINE étant diffusées tous les six ans, une carte de la situation en 2024 devrait bientôt voir le jour. Il sera alors intéressant de l'inclure à une telle analyse afin de moderniser un peu les résultats.

Les facteurs de cette étude sont considérés comme constants jusqu'en 2102, bien évidemment cette hypothèse n'est pas réaliste pour certaines variables comme la démographie ou le climat. Implémenter une évolution de ces facteurs dans le temps en recalibrant le modèle pour chaque période pourrait permettre d'avoir des prédictions plus en accord avec les modèles temporels de développement démographique et de changements climatiques.

Le scénario de planification durable, pourrait également être amélioré en prenant en compte l'effet de la baisse de l'artificialisation et de la fin des projets de restauration des tourbières sur les taux d'expansion des autres occupations du sol.

Enfin, ce travail se concentre sur des modèles de régression logistique, mais il existe d'autres modèles comme ceux décrits dans la section 1.4 qui peuvent être intéressants à explorer pour prédire les changements d'occupation sur la Région wallonne et le Grand-Duché de Luxembourg.

Contributions personnelles

À l'exception des données climatiques fournies par mon promoteur, le professeur Meersmans, j'ai récolté l'ensemble des données sur les plateformes renseignées dans l'annexe 2. J'ai développé et adapté la méthodologie à partir de la bibliographie. L'analyse et la présentation des résultats (cartes, figures et tableaux) ont été réalisées par mes soins.

Chapitre 5

Conclusion

Dans un premier temps, notre étude a montré qu'entre 2000 et 2018 les changements principaux d'occupation du sol étaient ceux liés à l'expansion urbaine. Cette expansion est plus importante au Grand-Duché de Luxembourg, même si celle-ci est en diminution au fil des années. La conversion de cultures en prairies représente aussi une part non négligeable des transitions d'occupation du sol au Grand-Duché. Comme pour l'expansion urbaine, elle est plus élevée au début des années 2000 et peut potentiellement être expliquée par une intensification de l'élevage. En Région wallonne et, plus particulièrement, sur les plateaux ardennais, on a remarqué une expansion des landes et tourbières grâce aux projets de restauration qui y sont mis en place.

Dans un deuxième temps, nous nous sommes consacrés aux prédictions d'occupation du sol qui sont basées sur des cartes de probabilités modélisées par régression logistique. Ces modélisations ont été calibrées puis validées pour trois échelles spatiales. L'échelle la plus performante est l'échelle nationale qui différencie la Région wallonne du Grand-Duché. Deux scénarios ont été mis en place pour représenter les dynamiques futures d'occupation du sol.

En ce qui concerne le premier scénario, soit le « business as usual », qui représente la continuité historique de l'évolution de l'occupation du sol, on a observé une forte expansion urbaine au détriment des cultures, des prairies et des forêts. Ce scénario engendrerait une diminution des services écosystémiques, notamment de la production agricole, de la pollinisation et de la régulation des inondations. Quant à la séquestration de carbone, la diminution de surfaces forestières et l'augmentation des surfaces de landes et tourbières s'équilibrent car il s'agit de deux écosystèmes étant des puits de carbone.

Le second scénario inclut une diminution progressive de l'expansion urbaine et de l'expansion des landes et tourbières afin de prendre en compte les planifications politiques dans les deux pays. Dans ce scénario, la surface totale artificialisée diminue, les cultures restent stables et la surface forestière augmente, tout ça au détriment des prairies qui voient leur surface diminuer fortement. Les impacts de ces dynamiques sur les services écosystémiques sont différents. La production agricole est maintenue, la séquestration du carbone augmente, mais le ruissellement de surface augmente également, notamment à cause de la conversion de prairies en cultures, pouvant causer des inondations.

Pour conclure, les deux scénarios prédictifs présentent des dynamiques distinctes. L'implémentation de l'objectif d'artificialisation nette pour 2050 a un impact positif en diminuant les surfaces urbaines. Néanmoins, cette étude mériterait d'être complétée en y ajoutant d'autres facteurs ou en utilisant d'autres modèles capables de représenter plus fidèlement les dynamiques et les décisions humaines et politiques, notamment les modèles basés sur les agents. En Europe, les dynamiques sont fortement influencées par les politiques de l'Union Européenne. Une analyse approfondie des directives européennes ayant un impact sur l'occupation du sol depuis les années 2000 permettrait une meilleure compréhension des raisons des changements d'occupation. De plus, la mise en place de planifications sur l'occupation du sol impacte les services écosystémiques. Dès lors, il peut être pertinent de quantifier ces impacts afin de créer des politiques de planifications les plus bénéfiques possibles.

Bibliographie

- Admasu, S., Yeshitela, K., & Argaw, M. (2023). Impact of land use land cover changes on ecosystem service values in the Dire and Legedadi watersheds, central highlands of Ethiopia : Implication for landscape management decision making. *Heliyon*, *9*(4), e15352. DOI : 10.1016/j.heliyon.2023.e15352.
- Ahmadlou, M., Delavar, M. R., & Tayyebi, A. (2016). Comparing ANN and CART to Model Multiple Land Use Changes : A Case Study of Sari and Ghaem-Shahr Cities in Iran. *ISSGE*, *6*(1), 292–303.
- Alcamo, J., Kok, K., Busch, G., Priess, J. A., Eickhout, B., Rounsevell, M., Rothman, D. S., & Heistermann, M. (2006). Searching for the Future of Land : Scenarios from the Local to Global Scale. In E. F. Lambin, & H. Geist (Eds.) *Land-Use and Land-Cover Change*, (pp. 137–155). Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg. Series Title : Global Change - The IGBP Series, ISBN : 978-3-540-32201-6 978-3-540-32202-3, DOI : 10.1007/3-540-32202-7_6.
- Allan, A., Soltani, A., Abdi, M. H., & Zarei, M. (2022). Driving Forces behind Land Use and Land Cover Change : A Systematic and Bibliometric Review. *Land*, *11*(8), 1222. DOI : 10.3390/land11081222.
- Anderson, J. R., Hardy, E. E., Roach, J. T., & Witmer, R. E. (1976). A Land Use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensor Data. Geological Survey Professional Paper 964, Reston VA. Series : Professional Paper.
- Angel, S., Parent, J., Civco, D. L., Blei, A., & Potere, D. (2011). The dimensions of global urban expansion : Estimates and projections for all countries, 2000–2050. *Progress in Planning*, *75*(2), 53–107. DOI : 10.1016/j.progress.2011.04.001.
- Asif, M., Kazmi, J. H., Tariq, A., Zhao, N., Guluzade, R., Soufan, W., Almutairi, K. F., Sabagh, A. E., & Aslam, M. (2023). Modelling of land use and land cover changes and prediction using CA-Markov and Random Forest. *Geocarto International*, *38*(1), 2210532. DOI : 10.1080/10106049.2023.2210532.
- Ballabio, C., Panagos, P., & Monatanarella, L. (2016). Mapping topsoil physical properties at European scale using the LUCAS database. *Geoderma*, *261*, 110–123. DOI : 10.1016/j.geoderma.2015.07.006.
- Banks, H., & Joyner, M. L. (2017). AIC under the framework of least squares estimation. *Applied Mathematics Letters*, *74*, 33–45. DOI : 10.1016/j.aml.2017.05.005.
- Bryant, J. (1989). A fast classifier for image data. *Pattern Recognition*, *22*(1), 45–48. DOI : 10.1016/0031-3203(89)90037-X.
- Bürgi, M., & Turner, M. G. (2002). Factors and Processes Shaping Land Cover and Land Cover Changes Along the Wisconsin River. *Ecosystems*, *5*(2), 184–201. DOI : 10.1007/s10021-001-0064-6.
- Cabral, P., Feger, C., Levrel, H., Chambolle, M., & Basque, D. (2016). Assessing the impact of land-cover changes on ecosystem services : A first step toward integrative planning in Bordeaux, France. *Ecosystem Services*, *22*, 318–327. DOI : 10.1016/j.ecoser.2016.08.005.
- Chang, X., Zhang, F., Cong, K., & Liu, X. (2021). Scenario simulation of land use and land cover change in mining area. *Scientific Reports*, *11*(1), 12910. DOI : 10.1038/s41598-021-92299-5.
- Chiessi, V., Toti, S., & Vitale, V. (2016). Landslide Susceptibility Assessment Using Conditional Analysis and Rare Events Logistics Regression : A Case-Study in the Antrodoco Area (Rieti, Italy). *Journal of Geoscience and Environment Protection*, *04*(12), 1–21. DOI : 10.4236/gep.2016.412001.

- Clerici, N., Paracchini, M. L., & Maes, J. (2014). Land-cover change dynamics and insights into ecosystem services in European stream riparian zones. *Ecology & Hydrobiology*, 14(2), 107–120. DOI : 10.1016/j.ecohyd.2014.01.002.
- CLMS (s.d.). CORINE Land Cover.
URL <https://land.copernicus.eu/en/products/corine-land-cover>
- Comber, A., Fisher, P., & Wadsworth, R. (2005). What is Land Cover? *Environment and Planning B : Planning and Design*, 32(2), 199–209. DOI : 10.1068/b31135.
- Dang, A. N., & Kawasaki, A. (2016). A Review of Methodological Integration in Land-Use Change Models :. *International Journal of Agricultural and Environmental Information Systems*, 7(2), 1–25. DOI : 10.4018/IJAEIS.2016040101.
- DATER (2023). Programme Directeur d'Aménagement du Territoire.
URL https://amenagement-territoire.public.lu/content/dam/amenagement_territoire/fr/strategies_territoriales/pdat-2023/annexes/pdat-programme-directeur-dammagement-du-territoire-4072023.pdf
- Dede, M., Asdak, C., & Setiawan, I. (2021). Spatial dynamics model of land use and land cover changes : A comparison of CA, ANN, and ANN-CA. *Register : Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 8(1), 38. DOI : 10.26594/register.v8i1.2339.
- DeFries, R., Hansen, M., & Townshend, J. (1995). Global discrimination of land cover types from metrics derived from AVHRR pathfinder data. *Remote Sensing of Environment*, 54(3), 209–222. DOI : 10.1016/0034-4257(95)00142-5.
- DeFries, R. S., Hansen, M., Townshend, J. R. G., & Sohlberg, R. (1998). Global land cover classifications at 8 km spatial resolution : The use of training data derived from Landsat imagery in decision tree classifiers. *International Journal of Remote Sensing*, 19(16), 3141–3168. DOI : 10.1080/014311698214235.
- EEA, Pedrolì, B., & Meiner, A. (2017). *Landscapes in transition : an account of 25 years of land cover change in Europe*. LU : Publications Office of the European Union. ISBN : 978-92-9213-882-0.
- Feranec, J., Jaffrain, G., Soukup, T., & Hazeu, G. (2010). Determining changes and flows in European landscapes 1990–2000 using CORINE land cover data. *Applied Geography*, 30(1), 19–35. DOI : 10.1016/j.apgeog.2009.07.003.
- Feranec, J., Soukup, T., Taff, G. N., Stych, P., & Bıcık, I. (2017). Overview of Changes in Land Use and Land Cover in Eastern Europe. In G. Gutman, & V. Radeloff (Eds.) *Land-Cover and Land-Use Changes in Eastern Europe after the Collapse of the Soviet Union in 1991*, (pp. 13–33). Cham : Springer International Publishing. ISBN : 978-3-319-42636-5 978-3-319-42638-9, DOI : 10.1007/978-3-319-42638-9_2.
- Gaglio, M., Aschonitis, V. G., Mancuso, M. M., Reyes Puig, J. P., Moscoso, F., Castaldelli, G., & Fano, E. A. (2017). Changes in land use and ecosystem services in tropical forest areas : a case study in Andes mountains of Ecuador. *International Journal of Biodiversity Science, Ecosystem Services & Management*, 13(1), 264–279. DOI : 10.1080/21513732.2017.1345980.
- Gaillard, M. (2018). Réformes de la politique agricole commune (PAC) depuis 1992 | vie-publique.fr.
URL <https://www.vie-publique.fr/parole-dexpert/38645-reformes-de-la-politique-agricole-commune-pac-depuis-1992>
- Gaur, S., Mittal, A., Bandyopadhyay, A., Holman, I., & Singh, R. (2020). Spatio-temporal analysis of land use and land cover change : a systematic model inter-comparison driven by integrated modelling techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 41(23), 9229–9255. DOI : 10.1080/01431161.2020.1815890.

- Gaur, S., & Singh, R. (2023). A Comprehensive Review on Land Use/Land Cover (LULC) Change Modeling for Urban Development : Current Status and Future Prospects. *Sustainability*, *15*(2), 903. DOI : 10.3390/su15020903.
- Guarderas, P., Smith, F., & Dufrene, M. (2022). Land use and land cover change in a tropical mountain landscape of northern Ecuador : Altitudinal patterns and driving forces. *PLOS ONE*, *17*(7). DOI : 10.1371/journal.pone.0260191.
- Guns, M., & Vanacker, V. (2012). Logistic regression applied to natural hazards : rare event logistic regression with replications. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, *12*(6), 1937–1947. DOI : 10.5194/nhess-12-1937-2012.
- Hamad, R., Balzter, H., & Kolo, K. (2018). Predicting Land Use/Land Cover Changes Using a CA-Markov Model under Two Different Scenarios. *Sustainability*, *10*(10), 3421. DOI : 10.3390/su10103421.
- Hasan, S. S., Zhen, L., Miah, M. G., Ahamed, T., & Samie, A. (2020). Impact of land use change on ecosystem services : A review. *Environmental Development*, *34*, 100527. DOI : 10.1016/j.envdev.2020.100527.
- He, C., Liu, Z., Gou, S., Zhang, Q., Zhang, J., & Xu, L. (2019). Detecting global urban expansion over the last three decades using a fully convolutional network. *Environmental Research Letters*, *14*(3), 034008. DOI : 10.1088/1748-9326/aaf936.
- Heymann, Y. (Ed.) (1994). *CORINE land cover : Technical guide*. No. 12585 in EUR. Luxembourg : Office for Official Publ. of the Eur. Communities. ISBN : 978-92-826-2578-1.
- Hilbe, J. M. (2011). Logistic Regression. In M. Lovric (Ed.) *International Encyclopedia of Statistical Science*, (pp. 755–758). Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg. ISBN : 978-3-642-04897-5 978-3-642-04898-2, DOI : 10.1007/978-3-642-04898-2_344.
- Huang, Q., Liu, Z., He, C., Gou, S., Bai, Y., Wang, Y., & Shen, M. (2020). The occupation of cropland by global urban expansion from 1992 to 2016 and its implications. *Environmental Research Letters*, *15*(8), 084037. DOI : 10.1088/1748-9326/ab858c.
- Islam, K., Rahman, M. F., & Jashimuddin, M. (2018). Modeling land use change using Cellular Automata and Artificial Neural Network : The case of Chunati Wildlife Sanctuary, Bangladesh. *Ecological Indicators*, *88*, 439–453. DOI : 10.1016/j.ecolind.2018.01.047.
- Jenness, J., & Jut Wynne (2005). Cohen's Kappa and classification table metrics 2.0 : An ArcView 3x extension for accuracy assessment of spatially explicit models. Publisher : United States Geological Survey, DOI : 10.13140/RG.2.2.34549.40160.
- Johannes, A., Matter, A., Schulin, R., Weisskopf, P., Baveye, P. C., & Boivin, P. (2017). Optimal organic carbon values for soil structure quality of arable soils. Does clay content matter? *Geoderma*, *302*, 14–21. DOI : 10.1016/j.geoderma.2017.04.021.
- Jokar Arsanjani, J., Helbich, M., & De Noronha Vaz, E. (2013). Spatiotemporal simulation of urban growth patterns using agent-based modeling : The case of Tehran. *Cities*, *32*, 33–42. DOI : 10.1016/j.cities.2013.01.005.
- Kumar, S., Radhakrishnan, N., & Mathew, S. (2014). Land use change modelling using a Markov model and remote sensing. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, *5*(2), 145–156. DOI : 10.1080/19475705.2013.795502.
- Landgrebe, D. A. (1980). The development of a spectral-spatial classifier for earth observational data. *Pattern Recognition*, *12*(3), 165–175. DOI : 10.1016/0031-3203(80)90041-2.

- Lavalle, C., European Environment Agency, & European Commission (Eds.) (2002). *Towards an urban atlas : assessment of spatial data on 25 European cities and urban areas*. No. no. 30 in Environmental issue report. Copenhagen, Denmark : Luxembourg : European Environment Agency ; Office for Official Publications of the European Communities. OCLC : ocm50980316, ISBN : 978-92-9167-470-1.
- Leta, M. K., Demissie, T. A., & Tränckner, J. (2021). Modeling and Prediction of Land Use Land Cover Change Dynamics Based on Land Change Modeler (LCM) in Nashe Watershed, Upper Blue Nile Basin, Ethiopia. *Sustainability*, *13*(7), 3740. DOI : 10.3390/su13073740.
- Lin, Y.-P., Chu, H.-J., Wu, C.-F., & Verburg, P. H. (2011). Predictive ability of logistic regression, auto-logistic regression and neural network models in empirical land-use change modeling – a case study. *International Journal of Geographical Information Science*, *25*(1), 65–87. DOI : 10.1080/13658811003752332.
- Liping, C., Yujun, S., & Saeed, S. (2018). Monitoring and predicting land use and land cover changes using remote sensing and GIS techniques—A case study of a hilly area, Jiangle, China. *PLOS ONE*, *13*(7), e0200493. DOI : 10.1371/journal.pone.0200493.
- Loveland, T. (2012). History of Land-Cover Mapping. In *Remote Sensing of Land Use and Land Cover*, vol. 20120991, (pp. 13–22). CRC Press. Series Title : Remote Sensing Applications Series, ISBN : 978-1-4200-7074-3 978-1-4200-7075-0, DOI : 10.1201/b11964-4.
- Loveland, T. R., & DeFries, R. S. (2004). Observing and monitoring land use and land cover change. In R. S. DeFries, G. P. Asner, & R. A. Houghton (Eds.) *Geophysical Monograph Series*, vol. 153, (pp. 231–246). Washington, D. C. : American Geophysical Union. ISBN : 978-0-87590-418-4, DOI : 10.1029/153GM18.
- Loveland, T. R., Zhu, Z., Ohlen, D. O., Brown, J. F., Reed, B. C., & Yang, L. (1999). An analysis of IGBP global land-cover characterization process. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, *65*(9), 1021–1032.
- Mas, J. F., & Flores, J. J. (2008). The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, *29*(3), 617–663. DOI : 10.1080/01431160701352154.
- Mather, A. S., & Needle, C. L. (2000). The relationships of population and forest trends. *The Geographical Journal*, *166*(1), 2–13. DOI : 10.1111/j.1475-4959.2000.tb00002.x.
- Matthews, R. B., Gilbert, N. G., Roach, A., Polhill, J. G., & Gotts, N. M. (2007). Agent-based land-use models : a review of applications. *Landscape Ecology*, *22*(10), 1447–1459. DOI : 10.1007/s10980-007-9135-1.
- Meersmans, J., Arrouays, D., Van Rompaey, A. J. J., Pagé, C., De Baets, S., & Quine, T. A. (2016a). Future C loss in mid-latitude mineral soils : climate change exceeds land use mitigation potential in France. *Scientific Reports*, *6*(1), 35798. DOI : 10.1038/srep35798.
- Meersmans, J., Van Wesemael, B., Goidts, E., Van Molle, M., De Baets, S., & De Ridder, F. (2011). Spatial analysis of soil organic carbon evolution in Belgian croplands and grasslands, 1960–2006 : SPATIAL ANALYSIS OF SOIL ORGANIC CARBON EVOLUTION. *Global Change Biology*, *17*(1), 466–479. DOI : 10.1111/j.1365-2486.2010.02183.x.
- Meersmans, J., Van Weverberg, K., De Baets, S., De Ridder, F., Palmer, S., Van Wesemael, B., & Quine, T. (2016b). Mapping mean total annual precipitation in Belgium, by investigating the scale of topographic control at the regional scale. *Journal of Hydrology*, *540*, 96–105. DOI : 10.1016/j.jhydrol.2016.06.013.
- Midi, H., Sarkar, S., & Rana, S. (2010). Collinearity diagnostics of binary logistic regression model. *Journal of Interdisciplinary Mathematics*, *13*(3), 253–267. DOI : 10.1080/09720502.2010.10700699.

- Milicevic, V. (2023). Les instruments de la PAC et leurs réformes | Fiches thématiques sur l'Union européenne | Parlement européen.
URL <https://www.europarl.europa.eu/factsheets/fr/sheet/107/les-instruments-de-la-pac-et-leurs-reformes>
- Millington, J. D. A., Perry, G. L. W., & Romero-Calcerrada, R. (2007). Regression Techniques for Examining Land Use/Cover Change : A Case Study of a Mediterranean Landscape. *Ecosystems*, 10(4), 562–578. DOI : 10.1007/s10021-007-9020-4.
- Mondal, P. P., & Zhang, Y. (2018). Research Progress on Changes in Land Use and Land Cover in the Western Himalayas (India) and Effects on Ecosystem Services. *Sustainability*, 10(12), 4504. DOI : 10.3390/su10124504.
- Muzdalifah, Q. R., Deliar, A., Virtriana, R., Naufal, A., & Ajie, I. S. (2020). Using Geographically Weighted – Binary Logistic Regression to Analyze Land Cover Change Phenomenon (Case Study : Northern West Java Development Region). *IOP Conference Series : Earth and Environmental Science*, 448(1), 012121. DOI : 10.1088/1755-1315/448/1/012121.
- NASA (2019). Shuttle Radar Topography Mission | NASA's Earth Observing System.
URL <https://eosps.nasa.gov/missions/shuttle-radar-topography-mission>
- Nguyen, H. C., Nguyen, V. C., & Nguyen, N. M. T. (2022). Modeling land-use changes using logistic regression in Western Highlands of Vietnam : A case study of Lam Dong province. *Agriculture and Natural Resources*, 56(5). DOI : 10.34044/j.anres.2022.56.5.08.
- Noszczyk, T. (2019). A review of approaches to land use changes modeling. *Human and Ecological Risk Assessment : An International Journal*, 25(6), 1377–1405. DOI : 10.1080/10807039.2018.1468994.
- Observatoire de la Faune, d. l. F. e. d. H. (2014). A. Le méta-projet de restauration des tourbières de Haute-Ardenne | Projets LIFE | Agir | La biodiversité en Wallonie.
URL <https://biodiversite.wallonie.be/fr/meta-projet-life-de-restauration-des-tourbieres-de-haute-ardenne.html?IDC=5778>
- Othoniel, B., Rugani, B., Heijungs, R., Beyer, M., Machwitz, M., & Post, P. (2019). An improved life cycle impact assessment principle for assessing the impact of land use on ecosystem services. *Science of The Total Environment*, 693, 133374. DOI : 10.1016/j.scitotenv.2019.07.180.
- Pasaribu, U. S., Virtriana, R., Deliar, A., & Sumarto, I. (2020). Driving-factors identification of land-cover change in west java using binary logistic regression based on geospatial data. *IOP Conference Series : Earth and Environmental Science*, 500(1), 012003. DOI : 10.1088/1755-1315/500/1/012003.
- Plieninger, T., Draux, H., Fagerholm, N., Bieling, C., Bürgi, M., Kizos, T., Kuemmerle, T., Primdahl, J., & Verburg, P. H. (2016). The driving forces of landscape change in Europe : A systematic review of the evidence. *Land Use Policy*, 57, 204–214. DOI : 10.1016/j.landusepol.2016.04.040.
- Poelmans, L., & Van Rompaey, A. (2010). Complexity and performance of urban expansion models. *Computers, Environment and Urban Systems*, 34(1), 17–27. DOI : 10.1016/j.compenvurbsys.2009.06.001.
- Pradana, A. N., Djuraidah, A., & Soleh, A. M. (2023). Land Use Change Modelling Using Logistic Regression, Random Forest and Additive Logistic Regression in Kubu Raya Regency, West Kalimantan. *Forum Geografi*, 37(2). DOI : 10.23917/forgeo.v37i2.23270.
- QuanLi, X., Kun, Y., GuiLin, W., & YuLian, Y. (2015). Agent-based modeling and simulations of land-use and land-cover change according to ant colony optimization : a case study of the Erhai Lake Basin, China. *Natural Hazards*, 75(1), 95–118. DOI : 10.1007/s11069-014-1303-4.
- Schweitzer, C., Priess, J. A., & Das, S. (2011). A generic framework for land-use modelling. *Environmental Modelling & Software*, 26(8), 1052–1055. DOI : 10.1016/j.envsoft.2011.02.016.

- Senaviratna, N. A. M. R., & A. Cooray, T. M. J. (2019). Diagnosing Multicollinearity of Logistic Regression Model. *Asian Journal of Probability and Statistics*, (pp. 1–9). DOI : 10.9734/aj-pas/2019/v5i230132.
- Serneels, S., Said, M. Y., & Lambin, E. F. (2001). Land cover changes around a major east African wildlife reserve : The Mara Ecosystem (Kenya). *International Journal of Remote Sensing*, 22(17), 3397–3420. DOI : 10.1080/01431160152609236.
- Seto, K. C., Fragkias, M., Güneralp, B., & Reilly, M. K. (2011). A Meta-Analysis of Global Urban Land Expansion. *PLoS ONE*, 6(8), e23777. DOI : 10.1371/journal.pone.0023777.
- Shrestha, N. (2020). Detecting Multicollinearity in Regression Analysis. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 8(2), 39–42. DOI : 10.12691/ajams-8-2-1.
- SPW (s.d.). Passage vers le Lambert belge 2008.
URL <http://geoportail.wallonie.be/home/ressources/outils/Lambert-belge-2008-LB08.html>
- SPW (2022). Infrastructures de transport - état de l'environnement wallon.
URL http://etat.environnement.wallonie.be/cms/render/live/fr_BE/sites/eew/contents/indicatorsheets/TRANS1.html
- SPW (2024a). Code du Développement territorial.
URL <https://territoire.wallonie.be/storage/territoire/documents/content/page/codt/codt.pdf>
- SPW (2024b). Schéma de Développement du Territoire.
URL <https://territoire.wallonie.be/storage/territoire/documents/content/publication/sdt-web-pages.pdf>
- Stürck, J., Schulp, C. J., & Verburg, P. H. (2015). Spatio-temporal dynamics of regulating ecosystem services in Europe – The role of past and future land use change. *Applied Geography*, 63, 121–135. DOI : 10.1016/j.apgeog.2015.06.009.
- Swain, P. H., Vardeman, S. B., & Tilton, J. C. (1981). Contextual classification of multispectral image data. *Pattern Recognition*, 13(6), 429–441. DOI : 10.1016/0031-3203(81)90005-4.
- TAY, R. (2017). Correlation, Variance Inflation and Multicollinearity in Regression Model. DOI : 10.11175/easts.12.2006.
- Tu, J. V. (1996). Advantages and disadvantages of using artificial neural networks versus logistic regression for predicting medical outcomes. *Journal of Clinical Epidemiology*, 49(11), 1225–1231. DOI : 10.1016/S0895-4356(96)00002-9.
- Tucker, C. J., Townshend, J. R., & Goff, T. E. (1985). African Land-Cover Classification Using Satellite Data. *Science*, 227(4685), 369–375. DOI : 10.1126/science.227.4685.369.
- Valbuena, D., Verburg, P. H., Bregt, A. K., & Ligtenberg, A. (2010). An agent-based approach to model land-use change at a regional scale. *Landscape Ecology*, 25(2), 185–199. DOI : 10.1007/s10980-009-9380-6.
- Van Den Eeckhaut, M., Vanwalleghem, T., Poesen, J., Govers, G., Verstraeten, G., & Vandekerckhove, L. (2006). Prediction of landslide susceptibility using rare events logistic regression : A case-study in the Flemish Ardennes (Belgium). *Geomorphology*, 76(3-4), 392–410. DOI : 10.1016/j.geomorph.2005.12.003.
- van Schroyen Lantman, J., Verburg, P. H., Bregt, A., & Geertman, S. (2011). Core Principles and Concepts in Land-Use Modelling : A Literature Review. In E. Koomen, & J. Borsboom-van Beurden (Eds.) *Land-Use Modelling in Planning Practice*, vol. 101, (pp. 35–57). Dordrecht : Springer

Netherlands. Series Title : GeoJournal Library, ISBN : 978-94-007-1821-0 978-94-007-1822-7, DOI : 10.1007/978-94-007-1822-7_3.

van Soesbergen, A. (2016). *A REVIEW OF LAND-USE CHANGE MODELS*. United Nations Environment Programme. ISBN : 978-92-807-3575-8.

Vanden Dooren, L. (s.d.). Taux d'activité, taux d'emploi et taux de chômage par commune calibrés sur l'enquête sur les forces de travail.

URL <https://www.iweps.be/indicateur-statistique/taux-dactivite-taux-demploi-taux-de-chomage-commune-calibres-lenquete-forces-de-travail/>

Verburg, P. H., De Groot, W. T., & Veldkamp, A. J. (2003). Methodology for Multi-Scale Land-Use Change Modelling : Concepts and Challenges. In A. J. Dolman, A. Verhagen, & C. A. Rovers (Eds.) *Global Environmental Change and Land Use*, (pp. 17–51). Dordrecht : Springer Netherlands. ISBN : 978-90-481-6308-3 978-94-017-0335-2, DOI : 10.1007/978-94-017-0335-2_2.

Wiley, M., & Wiley, J. F. (2019). GLM 1. In *Advanced R Statistical Programming and Data Models*, (pp. 61–122). Berkeley, CA : Apress. ISBN : 978-1-4842-2871-5 978-1-4842-2872-2, DOI : 10.1007/978-1-4842-2872-2_3.

Liste des annexes

Annexe 1 : Clé de reclassification de l'occupation du sol (table A1)	56
Annexe 2 : Sources des données (table A2)	57
Annexe 3 : Clé de reclassification des affectations du plan de secteur (table A3)	58
Annexe 4 : Cartes des expansions entre 2000 et 2018 (figure A1)	59
Annexe 5 : Matrices de transitions sur les zones agro-géographiques entre 2000 et 2018 (table A4)	60
Annexe 6 : Matrices de transitions sur le Grand-Duché de Luxembourg (table A5)	62
Annexe 7 : Résultats de l'analyse itérative du VIF (table A6)	63
Annexe 8 : Matrices de transition entre 2012 et 2018 pour la zone globale et la Région wallonne (tables A7 et A8)	64
Annexe 9 : Cartes des expansions entre 2000 et 2102 prédit par le scénario « business as usual » (figure A2)	65
Annexe 10 : Carte des transitions d'occupation du sol entre 2018 et la prédiction selon le scénario BAU pour 2102 (figure A3)	66
Annexe 11 : Régressions linéaires prédisant le taux d'expansion au fil des années pour le scénario « planification durable » (figure A4)	67
Annexe 12 : Taux d'expansion utilisés pour la prédiction avec le scénario « planification durable » (table A9)	68
Annexe 13 : Cartes des expansions entre 2018 et 2102 prédit par le scénario « planification durable » (figure A5)	69
Annexe 14 : Carte des transitions d'occupation du sol entre 2018 et la prédiction selon le scénario « planification durable » pour 2102 (figure A6)	70
Annexe 15 : Cartes des facteurs (figures A7, A8, A9, A10 et A11)	71