

Télédétection avancée et SIG

Télédétection et SIG appliqués à l'étude des nouvelles villes. Cas d'étude Tamesna

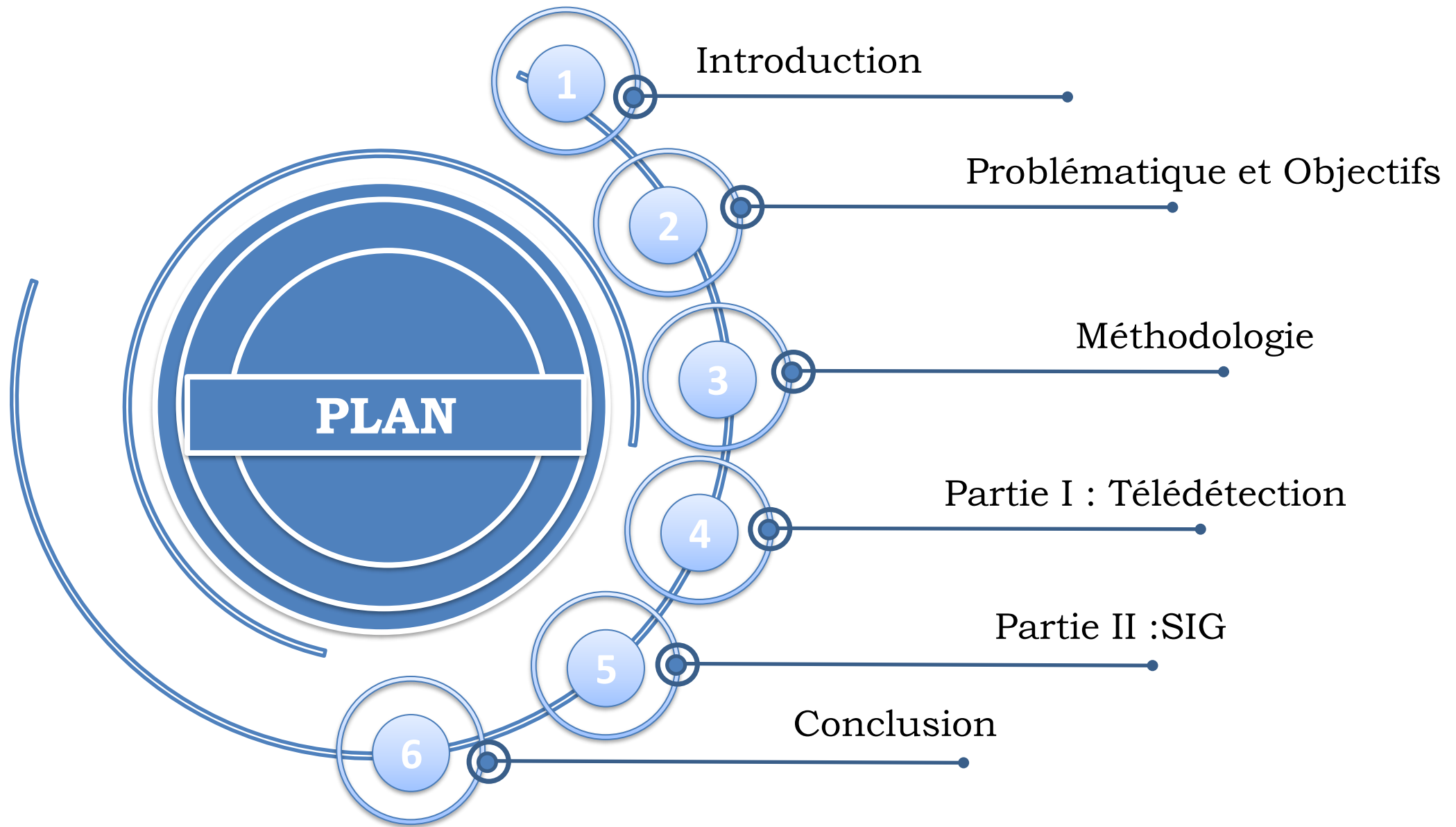
Présenté par :

BOUFERDOUS Nada N° 09

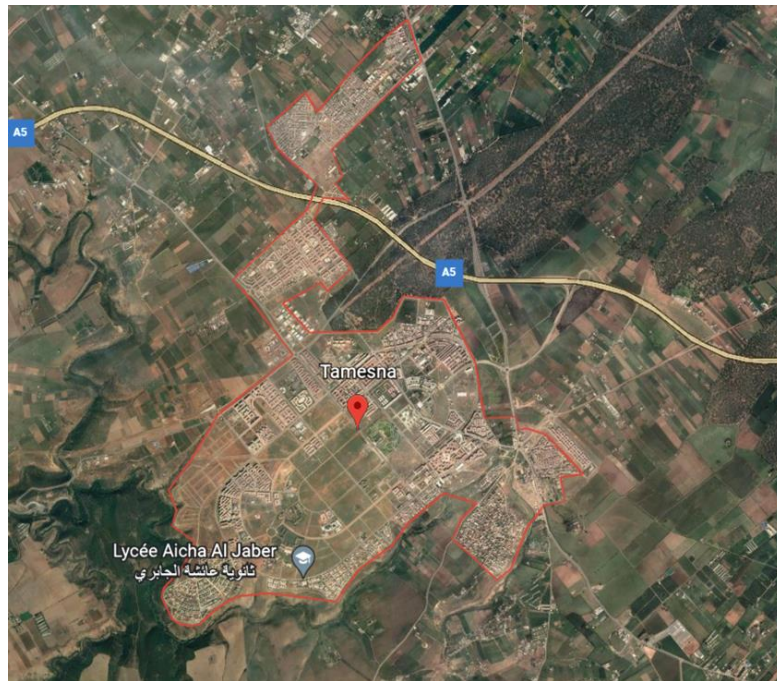
Encadré par :

Mme. Imane SEBARI
Mr. Mohamed Rouchdi

04 Janvier 2023



L'une des mesures prises pour alléger la pression démographique et conduire à une organisation plus optimale de la ville marocaine dans son espace géographique est la création de « ville nouvelle » ce qui nécessite son encadrement, son suivie lors de sa croissance parce qu'elle est généralement un endroit susceptible d'avoir des mutations géospatiales rapides.



La zone d'étude (TAMESSNA)

Le Maroc est un pays en plein développement à tous les niveaux. Ce qui explique le dynamisme qu'il connaît dans le secteur de l'habitat. Ce secteur a été marqué ces dernières années par la naissance de plusieurs nouvelles villes (TAMSNA.TAMSLOUHT...) et l'apparition de plusieurs quartiers à l'intérieur des villes existantes.

Problématique**Objectifs**

Cette étude vise à analyser l'apparition spatio-temporelle de la ville de Tamesna et son expansion entre 2004 - 2021 en s'appuyant sur les techniques de la télédétection et du SIG. Il s'agit de caractériser et de quantifier les espaces urbanisés durant cette période

L'utilisation d'une approche méthodologique basée sur l'analyse d'images satellitaires (Landsat 2005, Sentinel2 2017 - 2021) permet d'identifier le changement du paysage urbain de Tamesna au cours des deux dernières décennies à travers la reconversion spatiale des formations naturelles et des zones de culture au profit du bâti.

Problématique

✓ Analyser l'expansion spatiale des nouvelles villes en s'appuyant sur les techniques de la télédétection et du SIG.

✓ Utiliser plusieurs indices pour la détermination des classes de l'occupation du sol de cette ville en se basant sur l'arbre de décision ainsi que les réseaux de neurones ;

✓ Utilisation du module Land change modeler (*LCM*) sur *IDRISI* pour l'analyse, l'interprétation, la modélisation des tendances spatiales de la nouvelle ville Tamesna entre les années 2005 et 2021.

✓ La prédiction des changements à l'horizon de l'année 2030 de la nouvelle ville Tamesna.

Objectifs

METHODOLOGIE**PARTIE I : TÉLÉDÉTECTION****PARTIE II : SIG**

Données d'entrée
IMAGE SATELLITAIRE LANDSAT 2005
IMAGE SATELLITAIRE SENTINEL 2017/2021

CLASSIFICATION PAR ARBRE DE
DÉCISION

CLASSIFICATION PAR RÉSEAUX DE
NEURONES

COMPARAISON
RÉSULTAT OPTIMAL

Données d'entrée
IMAGES CLASSIFIÉES RÉSULTANTES DE
PARTIE I

Intégration dans LCM et
visualisations des changements

Evaluation de potentiel de
transition

Prédiction des changements à l'horizon
de 2030

Préparation des données :

- Image Satellitaire 2005 :

Pour l'année 2005, on choisit la série Landsat 7 ETM+ Collection 2 dont la correction radiométrique et géométrique sont effectuées.



Préparation des données :

- Image Satellitaire 2017 :



- Image Satellitaire 2021 :



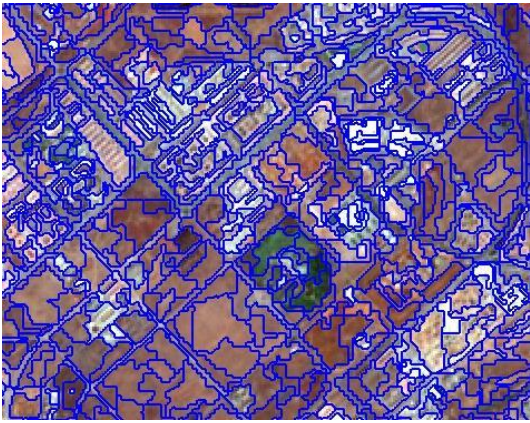
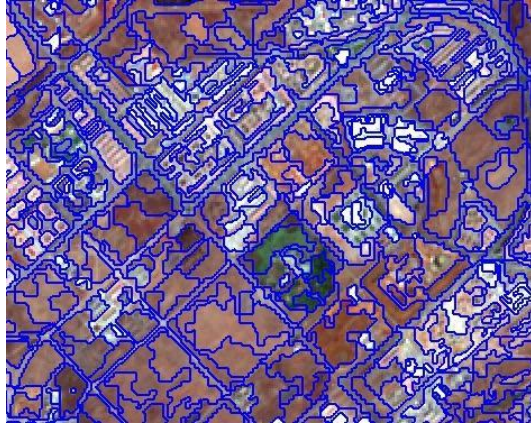
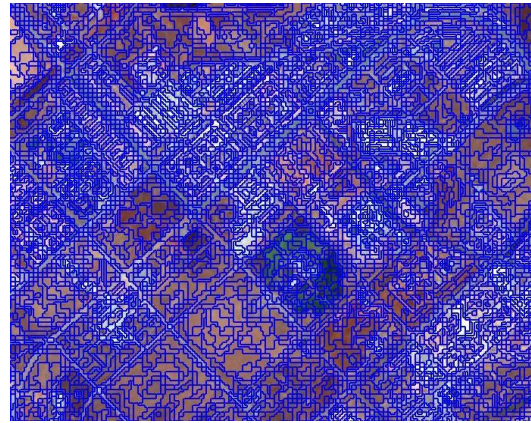
Classification
par Arbre de
décision

Classification
Par RN

Comparaison

I- Segmentation :

La segmentation d'une image permet d'identifier les structures d'intérêt dans cette image.
C'est une opération qui consiste à subdiviser l'image en des segments ayant des caractéristiques de forme et de radiométrie identiques.

Combinaison 1	Combinaison 1	Combinaison 1
		
Scale parameter :50 Shape : 0.3 Compactness : 0.5	Scale parameter :30 Shape : 0.6 Compactness : 0.5	Scale parameter :10 Shape : 0.5 Compactness : 0.5

**Classification
par Arbre de
décision**

**Classification
Par RN**

Comparaison

II- Choix des indices :

Dans le but de classer nos images, nous avons utilisé des indices qui nous ont permis de caractériser les différentes classes (construction, voirie, sol nu, forêt..)

NDVI

Permet la détection des végétaux, en utilisant le contraste entre les bandes spectrales R et PIR

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$$

NDBI

met en évidence les zones urbaines où il y a généralement une réflectance plus élevée dans la région de (SWIR), par rapport à la région (NIR).

$$NDBI = \frac{(SWIR - NIR)}{(SWIR + NIR)}$$

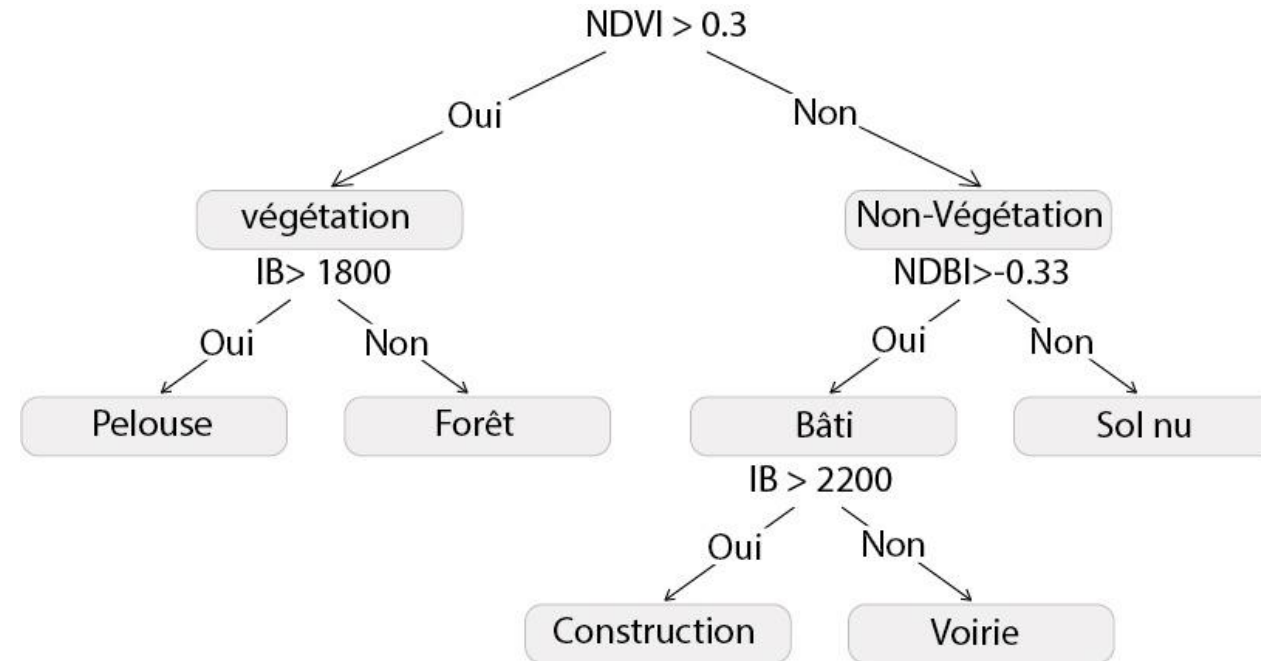
IB

permet de dissocier les surfaces minérales des couvertures végétales de sorte que les bâtiments et sols nu sont des surfaces réfléchissantes,

$$IB = \sqrt{R * R + PIR * PIR}$$

**Classification
par Arbre de
décision****Classification
Par RN****Comparaison****III- Classification:**

Pour caractériser les différentes classes, nous avons opté pour l'arbre de décision ci-dessous, en commençant d'abord par la création des différents indices.

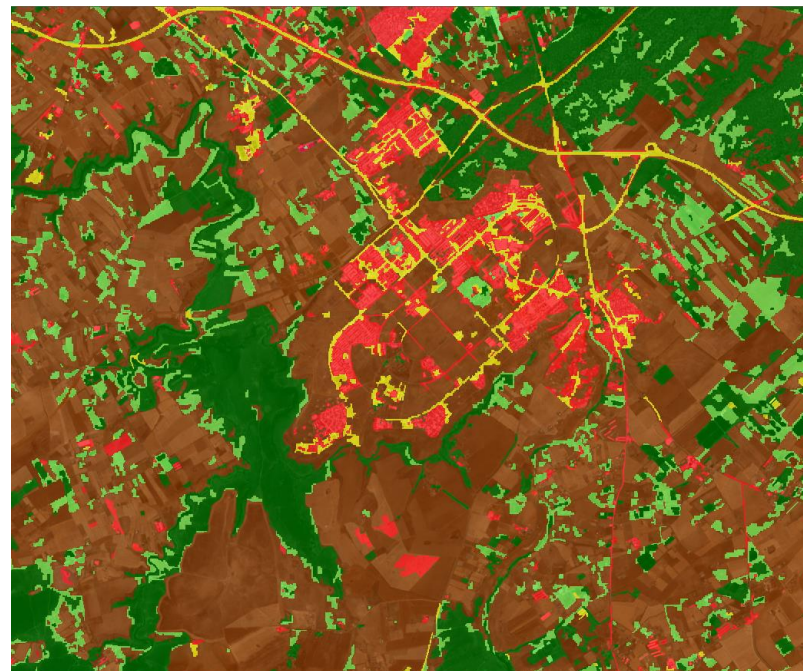


IV- Résultats:

Classification
par Arbre de
décisionClassification
Par RN

Comparaison

Image 2017



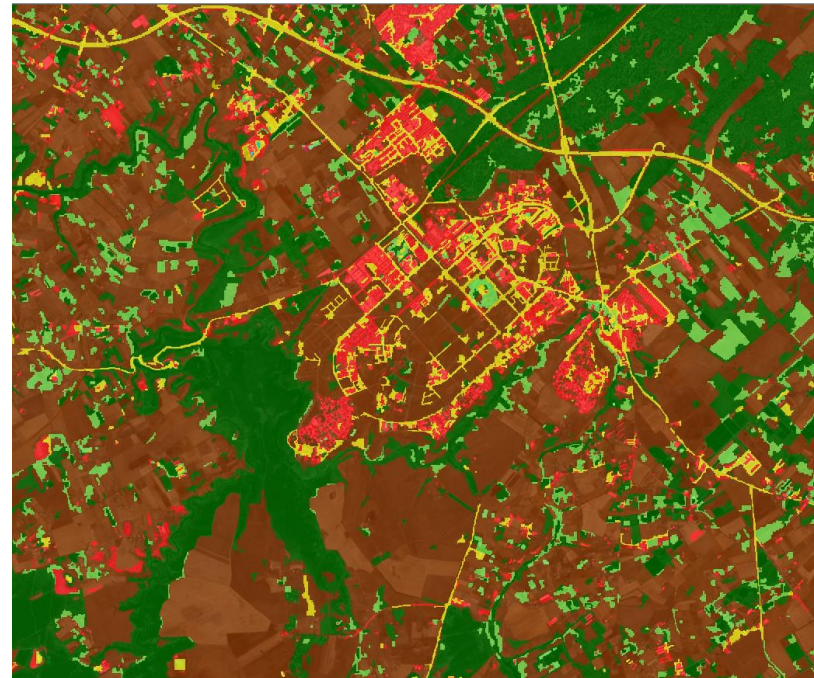
User Class \ Sa...	Forêt	Pelouse	Non_Bâti	Construction	Voirie	Sum
Confusion Matrix						
Forêt	22	4	0	0	0	26
Pelouse	0	19	0	0	0	19
Non_Bâti	0	0	41	0	2	43
Construction	0	0	0	28	2	30
Voirie	0	0	0	0	16	16
unclassified	0	0	0	0	0	0
Sum	22	23	41	28	20	
Accuracy						
Producer	1	0.826	1	1	0.8	
User	0.8461538	1	0.9534884	0.9333333	1	
Hellden	0.9166667	0.9047619	0.9761905	0.9655172	0.8888889	
Short	0.8461538	0.826	0.9534884	0.9333333	0.8	
KIA Per Class	1	0.7973535	1	1	0.7728814	
Totals						
Overall Accuracy	0.9402985					
KIA	0.9235596					

IV- Résultats:

Classification
par Arbre de
décisionClassification
Par RN

Comparaison

Image 2021



Error Matrix based on Samples

User Class \ Sa...	Forêt	Pelouse	Non_Bâti	Construction	Voirie	Sum
Confusion Matrix						
Forêt	36	4	0	0	0	40
Pelouse	0	21	0	0	0	21
Non_Bâti	0	0	41	1	2	44
Construction	0	0	2	48	1	51
Voirie	0	0	0	0	31	31
unclassified	0	0	0	0	0	0
Sum	36	25	43	49	34	
Accuracy						
Producer	1	0.84	0.9534884	0.9795918	0.9117647	
User	0.9	1	0.9318182	0.9411765	1	
Hellden	0.9473684	0.913	0.9425287	0.96	0.9538462	
Short	0.9	0.84	0.8913043	0.923	0.9117647	
KIA Per Class	1	0.8197590	0.9391771	0.972	0.8942308	
Totals						
Overall Accuracy	0.9465241					
KIA	0.9321456					

☐ reduce ☐ expand Close

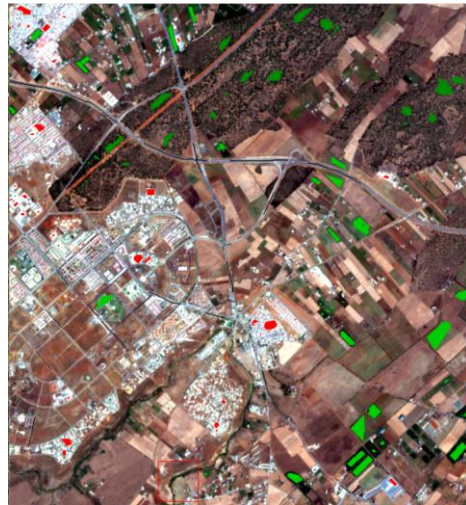
Classification
par Arbre de
décision

Classification
Par RN

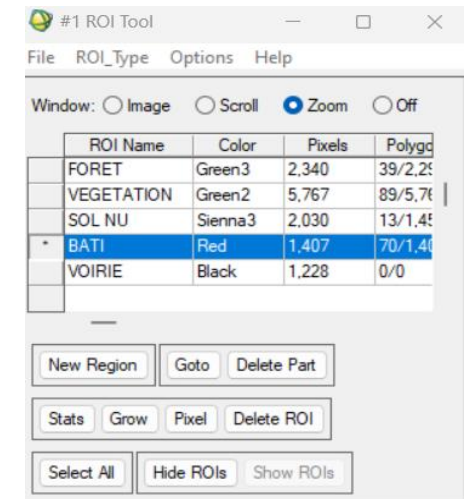
Comparaison

I- Définition des ROI :

Le jeu d'apprentissage consiste à spécifier au niveau du logiciel ENVI plusieurs groupes de pixels, représentatives de chacune de nos classe cibles.



Zones d'entrainements pour
définies pour l'image 2021



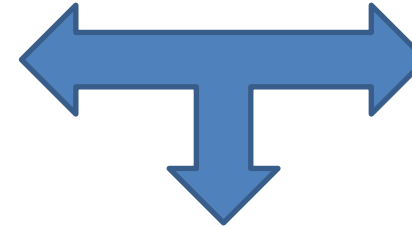
Classification
par Arbre de
décision

Classification
Par RN

Comparaison

II- Paramétrage de Classification par RN

	Tentative 1
Nombre de couche	1
Momentum	0.9
Training threshold contribution	0.9
Training rate	0.1
RMS	0.01
Nombre d'itérations	1500



	Tentative 2
Nombre de couche	1
Momentum	0.2
Training threshold contribution	0.9
Training rate	0.1
RMS	0.01
Nombre d'itérations	2000

On fait varier les 2 paramètres :

- **Momentum** : permettant l'ajustement du poids pour éviter la non convergence de l'algorithme.
- **Nombre d'itérations**

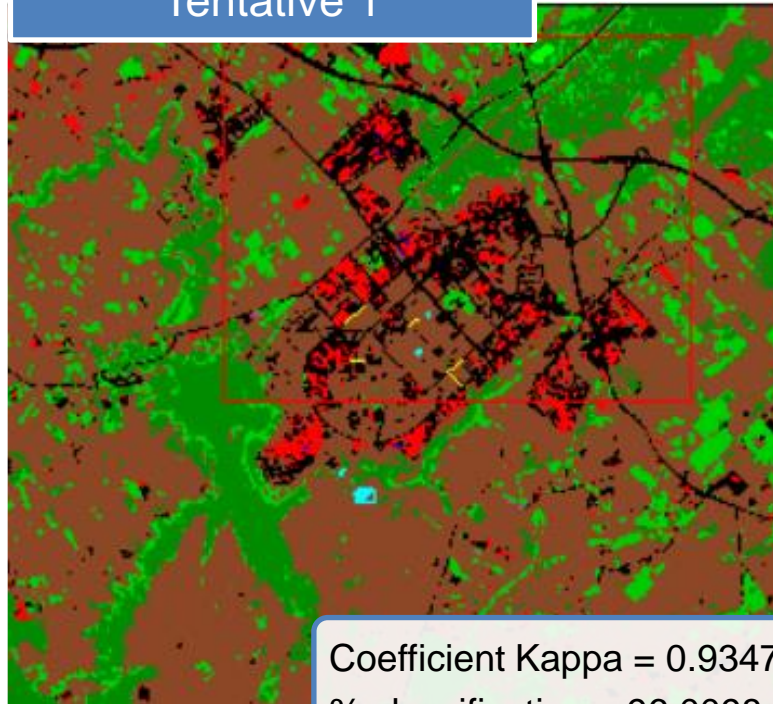
Classification
par Arbre de
décision

Classification
Par RN

Comparaison

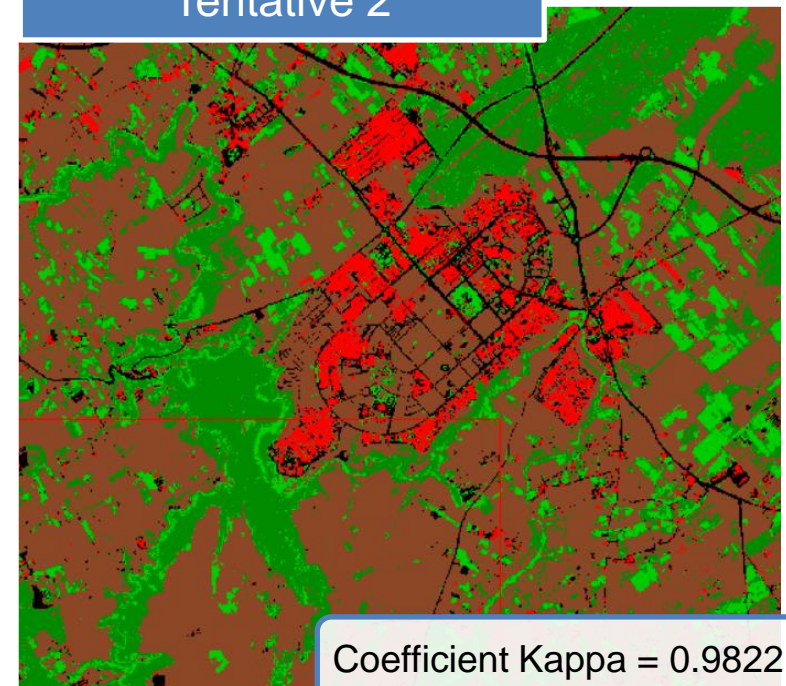
II- Comparaison des résultats:

Tentative 1



Coefficient Kappa = 0.9347
% classification = 96,0098

Tentative 2



Coefficient Kappa = 0.9822
% classification = 99,0871

On opte pour les paramètres de la 2^{ème} tentative

III- Traitement Post Classification :

Classification
par Arbre de
décisionClassification
Par RN

Comparaison

Sieve Classes:‘ Elimination des
pixels isolés ’

- Les classes de tamisage suppriment les pixels classifiés isolés à l'aide du regroupement de blobs.

Clump Classes:‘ Homogénéiser les
classes ’

- regrouper des zones adjacentes classées de manière similaire à l'aide d'opérateurs morphologiques.

Adopté dans
notre cas**Majority/ Minority
Analysis :**‘ Lisser les classes ’

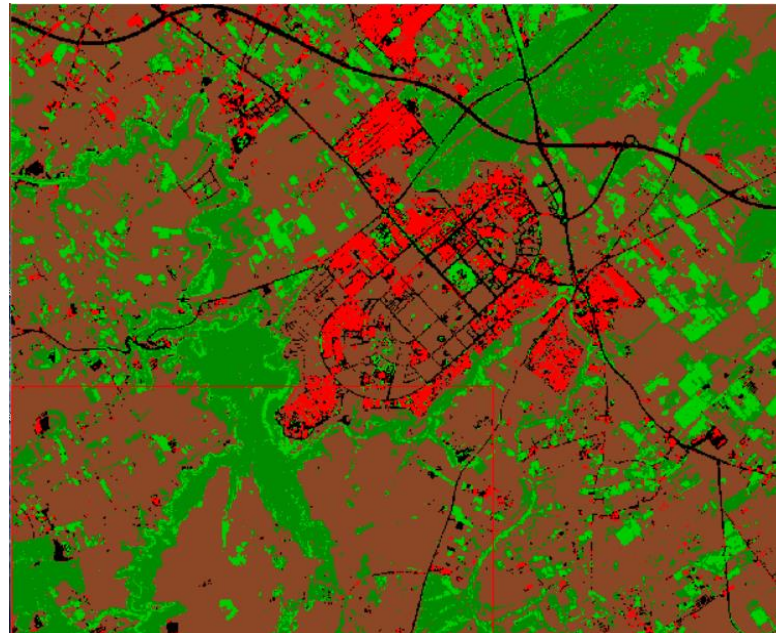
- le pixel central du noyau sera remplacé par la valeur de classe que possède la majorité des pixels du noyau

IV- Résultats Obtenus:

Classification
par Arbre de
décisionClassification
Par RN

Comparaison

Image 2021



Confusion Matrix: C:\expansion urbaine\classif2021

Overall Accuracy = (1411/1424) 99.0871%
Kappa Coefficient = 0.9822

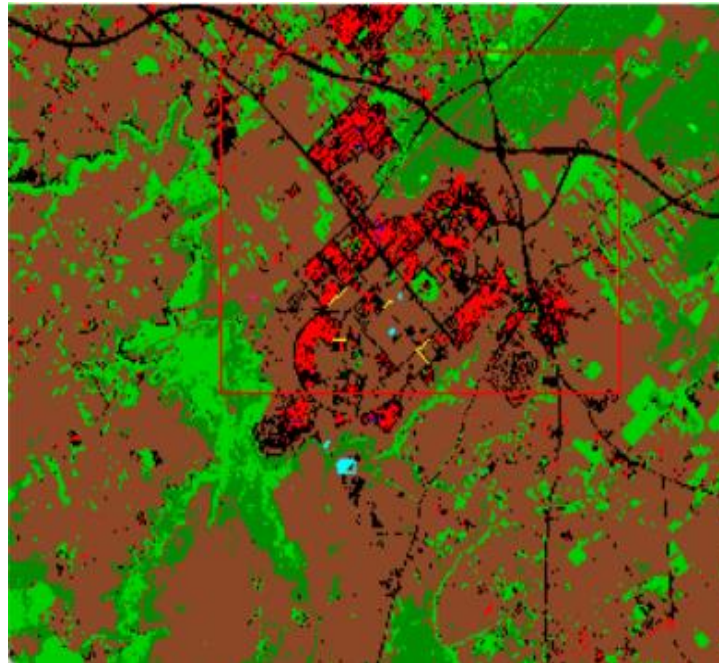
Class	Ground Truth (Percent)				
	verifFORET	verifVEGETATI	verifVOIRIE	verifBATI	verifSOLNU
Unclassified	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
FORET [Green3	93.50	0.00	0.00	0.00	0.00
VEGETATION [G	6.50	97.35	0.00	0.00	0.00
VOIRIE [Black	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
BATI [Red] 31	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00
SOL NU [Sienn	0.00	2.65	0.00	0.00	100.00
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

IV- Résultats Obtenus:

Image 2017

Classification
par Arbre de
décisionClassification
Par RN

Comparaison



Confusion Matrix: C:\expansion urbaine\classif2017-3

Overall Accuracy = (4030/4062) 99.2122%
Kappa Coefficient = 0.9876

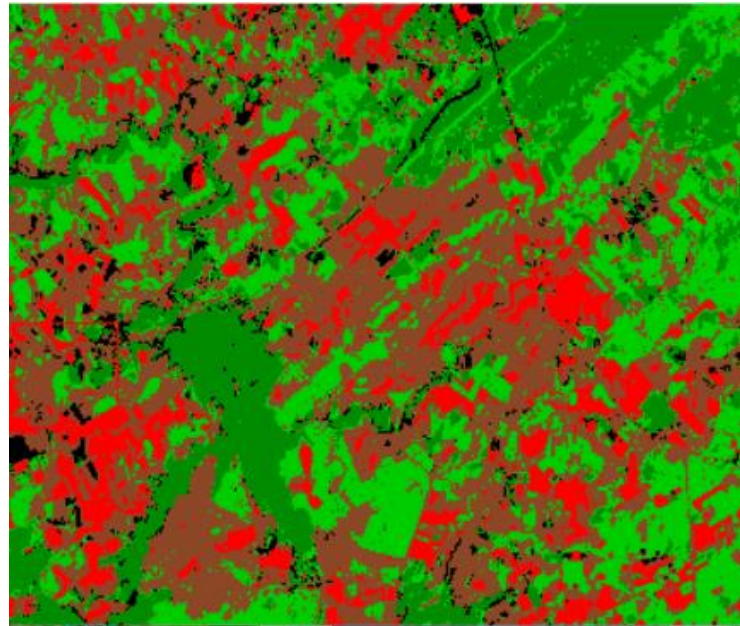
Class	Ground Truth (Percent)		SOL NU	BATI	VOIRIE
	FORET	VEGETATION			
Unclassified	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
FORET [Green3]	89.97	0.00	0.00	0.00	0.00
VEGETATION [G	10.03	100.00	0.00	0.00	0.00
SOL NU [Sienn	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
BATI [Red] 24	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00
VOIRIE [Black	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

IV- Résultats Obtenus:

Classification
par Arbre de
décisionClassification
Par RN

Comparaison

Image 2005



Overall Accuracy = (1144/1412) 81.0198%
Kappa Coefficient = 0.7134

Class	Ground Truth (Percent)				
	verifFORET	verifSOLNU	verifVEGETATI	verifVOIRIE	verifBATI
Unclassified	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
FORET [Green3	83.75	1.76	45.16	0.00	0.00
SOL NU [Sienn	14.53	93.84	4.84	40.00	25.00
VEGETATION [G	1.72	0.00	38.71	0.00	0.00
VOIRIE [Black	0.00	4.40	11.29	40.00	16.39
BATI [Red] 96	0.00	0.00	0.00	20.00	58.61
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

**Classification
par Arbre de
décision**

**Classification
Par RN**

Comparaison

Comparaison entre les 2 méthodes de classification

	Arbre de décision	Réseau de neurones
Se base sur	Seuils théoriques	Zone d'entraînement
Zone non classée	Absente	Absente
Confusion des classes	Fréquente	Rare
Détection des routes et construction dispersés	Résultat peu satisfaisant	Résultat très satisfaisant

**Problématique,
objectifs****Méthodologie****Résultats,
analyses et
discussions****Problématique**

L'étude de l'émergence de la nouvelle ville de Tamesna revient à une analyse spatio-temporelle comparant l'occupation du sol avant et après son existence.



2005



2021

**Problématique,
objectifs****Méthodologie****Résultats,
analyses et
discussions****Objectifs**

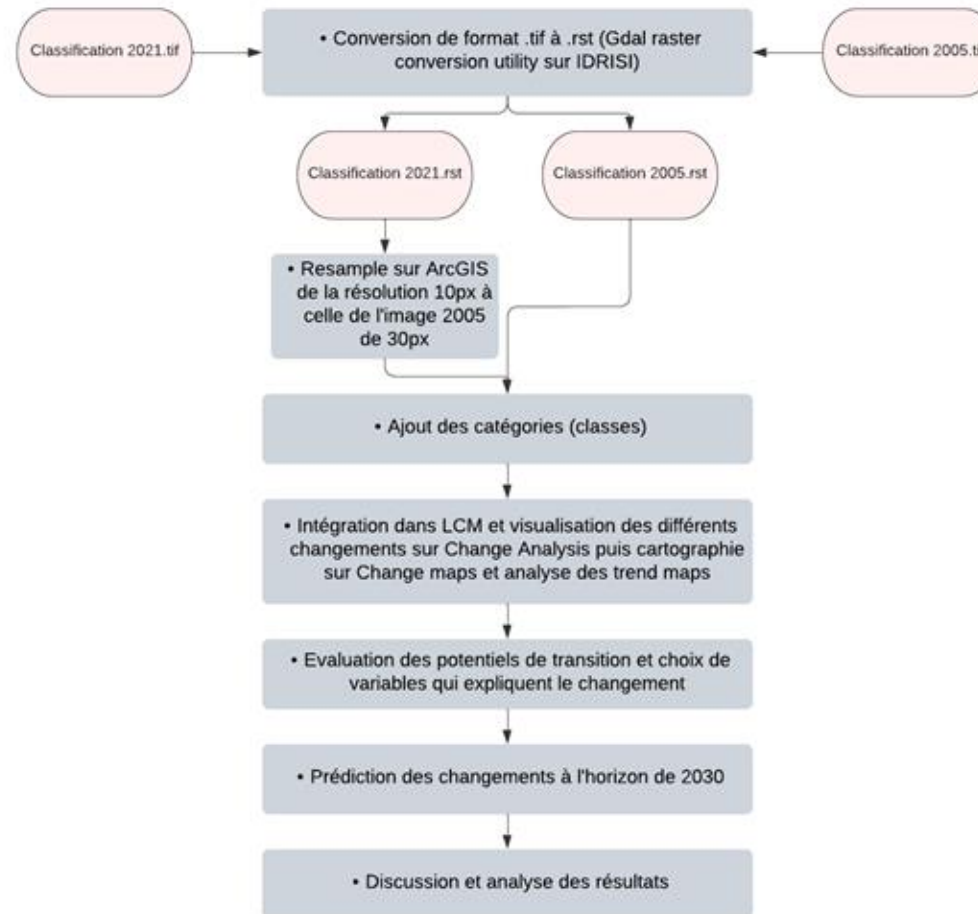
- Utilisation du module Land change modeler (LCM) sur *IDRISI* pour l'analyse, l'interprétation, la modélisation des tendances spatiales de la nouvelle ville Tamesna entre les années 2005 et 2021;
- Evaluation des potentiels de transition et choix de variables qui expliquent le changement;
- La prédiction des changements à l'horizon de l'année 2030 de la nouvelle ville Tamesna.



**Problématique,
objectifs**

Méthodologie

**Résultats,
analyses et
discussions**

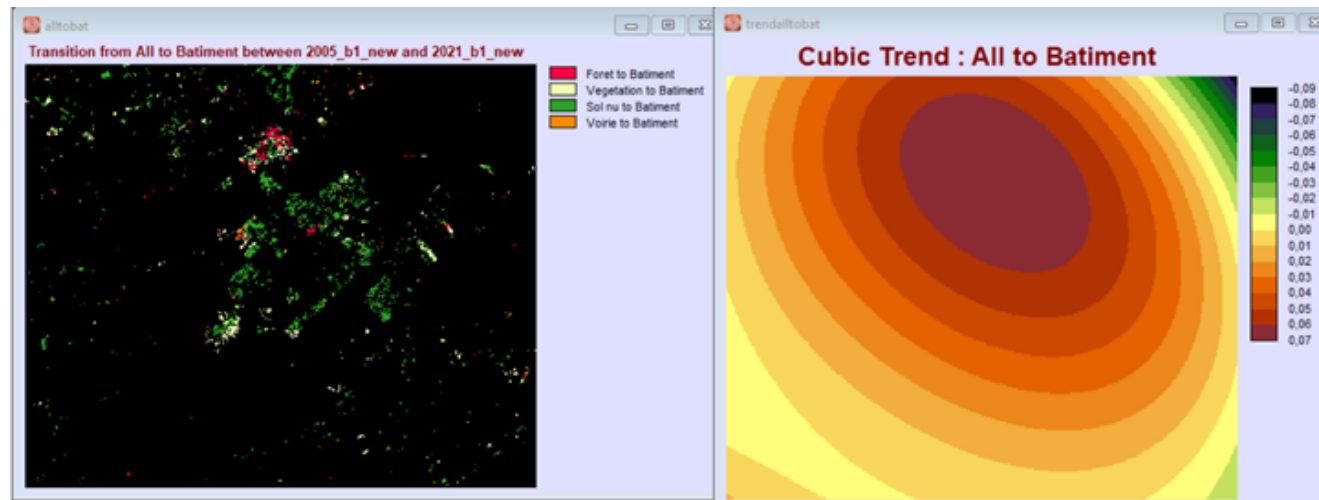
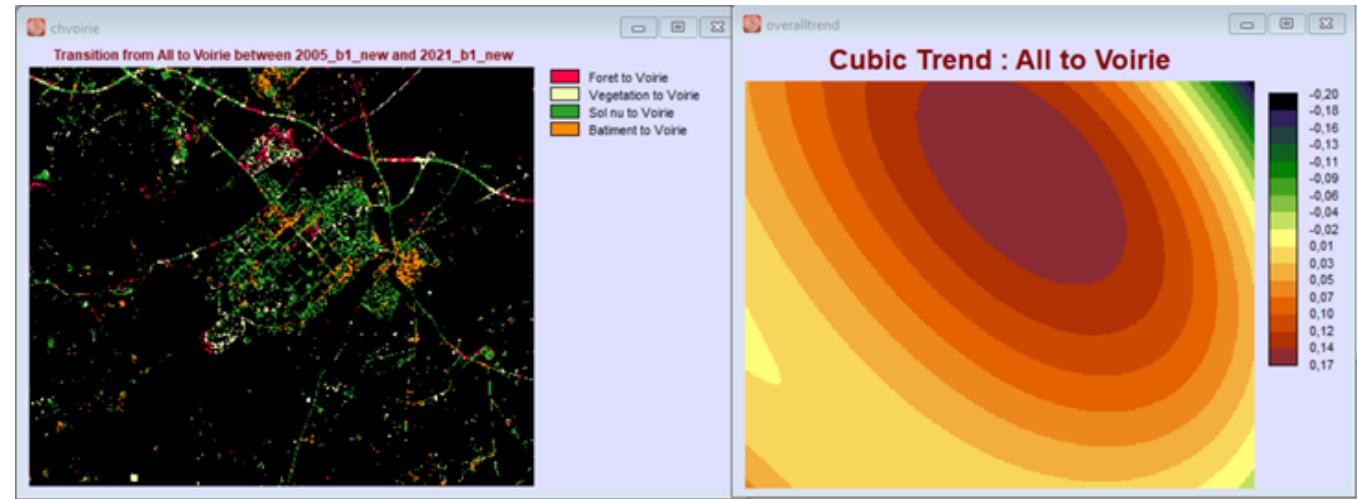


Problématique,
objectifs

Méthodologie

Résultats,
analyses et
discussions

Contributions des différentes
classes à la voirie



Contributions des différentes
classes aux bâtiments

**Problématique,
objectifs****Méthodologie****Résultats,
analyses et
discussions****Transitions principales**

Tenant compte de la nature de l'étude et sur base des cartes de changements et des tendances spatiales :

- › 'végétation' en 'sol nu' ;
- › 'végétation' en 'bâtiments'
- › 'sol nu' en 'bâtiments' ;
- › 'sol nu' en 'voirie'.

Variables

Variables quantitatives : changement de l'occupation du sol entre les classes objets des transitions

- › Les variables sont transformées par 'variable transformation utility' ;
- › La modélisation de chaque changement dans la partie précédente est obligatoire car il fait l'objet d'entrée pour cette partie.

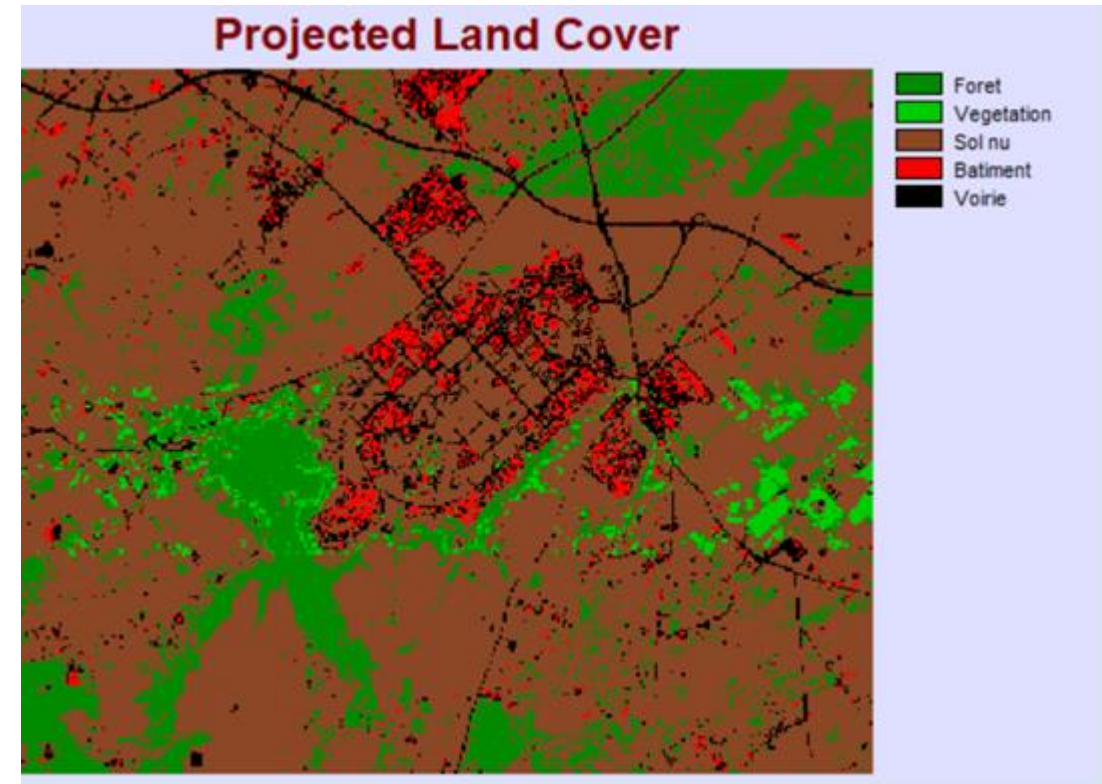
Problématique, objectifs

Méthodologie

Résultats, analyses et discussions

Prédiction

- Après que les transitions sont arrêtées, nous effectuons une prédiction de l'occupation du sol pour l'année 2030 de la zone d'étude;
- La prédiction montre une régression des zones de végétation au profit des sols nus ainsi que l'augmentation des zones construites mais de façon éparpillée ;
- La quantification du changement peut être valide mais sa répartition spatiale n'est bien expliquée (Nécessité d'ajout d'autres variables explicatives);
- L'effet de pépité causé par les erreurs de classification affecte la modélisation et la prédiction de façon très importante car il inhibe l'outil LCM de trouver des relations significatives sans être interrompu par des points très éloignés



Conclusion

L'étude de l'émergence d'une nouvelle ville en utilisant la télédétection et SIG propose des possibilités très puissantes. Cependant, les résultats peuvent dévier rapidement de la réalité si les choix d'analyse, d'interprétation et de modélisation ne sont pas raisonnés.

Les variables géographiques doivent impérativement être complétées par d'autres informations thématiques corrélées au phénomène étudié afin de bénéficier des outils SIG au maximum. Dans le cas contraire, les analyses ne sont pas pertinentes.