

## Evaluation de l'impact de la correction topographique sur la précision globale de la cartographie de l'occupation du sol en zone de montagne tropicale : cas de la Région de l'Ouest Cameroun

Tiomo Dongfack E.<sup>1</sup> et Matsaguim N.C.A.<sup>2</sup>

(1) Département de Géographie, Faculté des Lettres et Sciences Humaines, Université de Dschang, Cameroun / e-mail : tiomoemmanuel2008@yahoo.fr  
(2) Département de Géographie, Faculté des Arts, Lettres et Sciences Humaines, Université de Yaoundé I, Cameroun

DOI : <http://doi.org/10.5281/zenodo.3737868>

### Résumé

La cartographie par télédétection du couvert végétal en région montagneuse est souvent rendue difficile par la topographie. La réflectance de différents couverts végétaux varie du fait des influences combinées de la pente et de l'illumination. Cet article a pour objectif d'évaluer l'impact de la correction topographique sur la précision globale de la classification et de comparer son effet sur les performances de différents algorithmes de classification. Sept (7) modèles de correction topographiques ont été testés : Normalisation de Lambert ; Correction Cosine ; Correction Cosine modifiée par Civco (1989) ; Correction Cosine modifiée par Teillet (1982) ; Correction de Minnaert ; Correction de Minnaert avec pente modifiée par Riano (2003) ; Correction de Minnaert avec pente modifiée par

Law (2004) sur une image Landsat OLI 8 prise au-dessus de la région montagneuse de l'Ouest Cameroun. Quatre (4) algorithmes de classification (Maximum de Vraisemblance, Distance Minimum, Angle Spectral, Réseaux de Neurones Artificiels) ont été utilisés pour classer les différentes images. Les résultats montrent que le caractère (positif ou négatif) et l'importance de l'impact des modèles de correction topographique sur la précision globale de la classification est fonction de l'algorithme de classification utilisé. Toutefois, cet impact est négligeable dans l'ensemble (+2% au maximum) et par conséquent, il convient de dire que la correction topographique n'est pas indispensable dans notre zone d'étude. Il importe davantage de bien choisir l'algorithme de classification qui sera utilisé.

**Mots clés :** Télédétection, Cartographie, Correction topographique, Ouest Cameroun, Précision globale

### Abstract

Remote sensing mapping of vegetation cover in mountainous areas is often made difficult by topography. The reflectance of different vegetation cover varies due to the combined influences of slope and illumination. The objective of this paper is to evaluate the impact of topographic correction on the overall accuracy of classification, and to compare its effect on the performance of different classification algorithms. Seven (7) topographic correction models were tested: Lambert normalization; Cosine correction; Cosine Correction modified by Civco (1989); Cosine Correction modified by Teillet (1982); Minnaert Correction; Minnaert Correction with slope modified by Riano (2003); Minnaert Correction with slope modified by Law (2004) on a

Landsat OLI 8 image taken over the mountainous region of West Cameroon. Four (4) classification algorithms (Maximum Likelihood, Minimum Distance, Spectral Angle, and Artificial Neural Network) were used to classify the different images. The results show that the character (positive or negative) and importance of the impact of the topographic correction models on the overall accuracy of the classification depends on the classification algorithm used. However, this impact is negligible overall (+2% at most) and consequently, it should be said that topographic correction is not indispensable in our study area. It is more important to choose the classification algorithm that will be used.

**Keywords :** Mapping, Remote sensing, Topographic correction, West Cameroon, Overall Accuracy

### 1. Introduction

La cartographie de la couverture du sol des régions de montagne à partir des images satellites est souvent source d'imprécision du fait de la topographie. (Chen

J. et al., 2015 ; Cao X. et al., 2016). En effet, la pente a une influence sur la réflectance des objets à la surface dans la mesure où elle impacte l'angle d'incidence du rayonnement solaire (Dymond D.R. et Shepherd

J.D., 1999). La topographie influence l'illumination des objets à la surface compte tenu de l'orientation des versants vis-à-vis du soleil (Shepherd J.D. et Dymond D.R., 2002). Sur une image satellite, les objets présents sur les versants faisant face au soleil ont une brillance plus forte contrairement à ceux situés sur les versants opposés qui apparaissent plus sombres. La correction topographique implique dès lors la standardisation de l'image satellite par la correction des variations de l'illumination et de la réflectance qu'elle induit.

De nombreux auteurs ont développé différents modèles et méthodes permettant de corriger l'influence de la topographie sur les valeurs de réflectance des objets au sein des images satellites (Minnaert N., 1941 ; Teillet P.M. et al., 1982 ; Civco D.L., 1989 ; Colby J.D., 1991 ; Richter R., 1998 ; Lu D. et al., 2008 ; Kate V.R. et al., 2008 ; Balthazar V. et al., 2012 ; Szantoi Z. et Simonetti D., 2013 ; Li A. et al., 2015). Tous ces modèles se répartissent en deux groupes : ceux dits Lambertien et ceux dits Non-Lambertien. Les premiers s'appuient sur l'hypothèse que la surface du sol est un réflecteur parfait, possédant la même réflectance dans toutes les directions. Par conséquent, ces modèles ne corrigent uniquement que la différence d'illumination causée par l'orientation du terrain (Jones et al., 1988, cités par Ekstrand S., 1996). Les seconds quant à eux considèrent que la surface du sol possède une réflectance qui varie suivant les directions.

Tous ces deux groupes de modèle ont été testés sur des images issues de différents capteurs tant optiques (Ekstrand S., 1996 ; Mitri G.H. et Gitaz I.Z., 2004 ; Mishra V.D. et al., 2009 ; Richter R. et al., 2009 ; Singh S. et al., 2011 ; Zhang Z. et al., 2011 ; Chen W. et Cao C., 2012 ; Gao M.L. et al., 2014 ; Vanonckelen S. et al., 2015 ; Moreira E.P. et al., 2016 ; Pimple U. et al., 2017) que radars (Samsonov S., 2010). D'une manière générale, leur performance a été évaluée selon 4 critères : 1) l'analyse visuelle ; 2) la réduction de la variance intra-classe (écart-type et coefficient de variation) ; 3) la validation des valeurs de réflectance obtenues après correction avec celles mesurées sur le terrain et 4) l'évaluation de l'influence de la correction sur la précision globale de la classification.

De nombreuses études comparatives ont été conduites et il en ressort que plusieurs ont mis en évidence les limites des modèles basés sur le théorème Lambertien

en ce qui concerne le monitoring du couvert végétal et de ses paramètres biophysiques par rapport à ceux dits Non-Lambertien (Ekstrand S., 1996 ; Riaño D., et al., 2003 ; Richter R. et al., 2009 ; Goslee S.C., 2012 ; Ediriweera S. et al., 2013 ; Gao M.L. et al., 2014 ; Pimple U. et al., 2017). Cependant, concernant le second groupe de modèles, il apparaît qu'aucun d'eux ne fait l'unanimité car si certains auteurs mettent en avant les performances de certains modèles (Hale S.R. et Rock B.N., 2003 ; Hantson S. et Chuvieco E., 2011), d'autres démontrent le contraire (Goslee S.C., 2012). Toutefois, les versions modifiées des modèles de Minnaert et de la Correction-C produisent les meilleurs résultats dans la plupart des études suscitées.

Pour la plupart de ces modèles, il est nécessaire d'utiliser un Modèle Numérique de Terrain (MNT). Cependant, sa résolution spatiale a également une influence sur les résultats de la correction ainsi que sur la précision de la classification (Nichol J. et Hang L.K., 2008 ; Gao Y. et Zhang W., 2009 ; Zhang Y. et al., 2015). Zhang Y. et al. (2015) ont ainsi montré que pour une image d'une résolution spatiale de 30 m comme les images Landsat, la résolution spatiale du MNT doit être d'au moins 10 m pour que l'influence de la topographie soit entièrement corrigée. Un MNT de 30 m est plus appropriée pour des images avec une résolution spatiale de 90 m et plus.

Il ressort de toutes ces études que la correction topographique peut s'avérer nécessaire au moins dans 3 cas de figure : 1) la zone d'étude couvre une région avec d'une part une topographie accidentée et d'autre part une topographie relativement plane ; 2) l'étude utilise plusieurs images satellites prises à des heures et des saisons différentes, soit des conditions d'illumination différentes (hauteur du soleil) ; 3) l'étude utilise une image prise dans des conditions d'illumination faibles (soleil bas). Cette correction permet dès lors d'éliminer les variations superflues des valeurs de réflectance induites par la topographie ; ce qui permettrait d'améliorer la qualité des images, d'en faciliter l'interprétation visuelle et de renforcer les performances des algorithmes de classification (Richter R., 1998) ; in fine d'obtenir des niveaux de précision globale de la classification supérieure.

Notre objectif dans cette étude est donc d'évaluer l'impact de la correction topographique sur la précision globale de la classification et de comparer son effet sur les performances de différents algorithmes de classification.

## 2. Matériel et Méthodes

### 2.1. Zone d'étude

Notre zone d'étude se situe dans la partie occidentale du Cameroun à savoir la Région administrative de l'Ouest qui s'étend entre 4,8° et 6,3° de latitude Nord et entre 9,4 et 11,7° de longitude Est (figure 1). Elle fait partie de la zone dite des Hautes Terres de l'Ouest Cameroun. Son altitude par rapport au niveau de la mer varie entre 242 m et 2 737 m.. La partie occidentale de cette région est celle où l'altitude est la plus élevée (>1 000 m). Les pentes y sont généralement assez fortes (>25%). La partie orientale quant à elle se caractérise par une topographie généralement plane (<=12%) en dehors de quelques zones où la topographie est relativement accidentée donnant lieu à des pentes supérieures à 25% (figure 1). La Région de l'Ouest Cameroun est une région anciennement et densément peuplée où l'agriculture représente la principale activité économique, notamment dans sa partie occidentale (Dongmo J.L., 1981). Par conséquent, le couvert végétal y est dominé principalement par les plantes cultivées. La végétation naturelle ne subsiste plus que dans des endroits difficilement exploitables.

### 2.2. L'image satellite utilisée

L'image satellite utilisée provient du capteur Landsat Operational Land Imager (OLI)-8 acquise le 27 janvier 2018 à 09:32:22. Il s'agit de la scène 186/056 (PATH/ROW) d'une résolution spatiale de 30 x 30 m. Elle recouvre à plus de 95% notre zone d'étude. Elle est sans couverture nuageuse prise dans des conditions d'illumination moyennes (élévation du soleil = 52,34° et azimut = 130,63°). Seules les bandes multispectrales ont été utilisées pour la classification.

### 2.3. Le Modèle Numérique de Terrain (MNT)

Pour pouvoir effectuer la correction topographique, nous avons utilisé un MNT disponible gratuitement en ligne. Il s'agit des images raster ASTER GDEM d'une résolution spatiale de 30 x 30 m. Ces images ont été prétraitées afin d'éliminer les imperfections éventuelles.

### 2.4. Les algorithmes de classification et le choix des régions d'intérêt (ROI)

Deux grandes familles d'algorithmes de classification ont été retenues : ceux dits paramétriques et ceux dits non paramétriques. Les premiers s'appuient sur l'hypothèse que les valeurs de réflectance de chacune

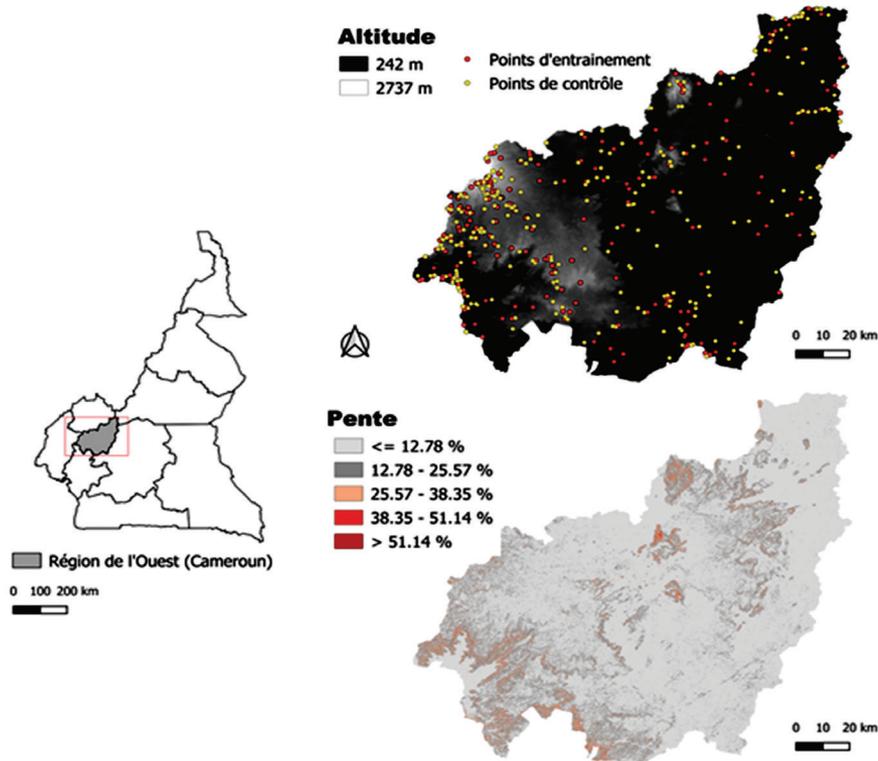


Figure 1 : Localisation de la zone d'étude et des régions d'intérêts utilisées pour la classification

des classes définies suivent une loi normale. Ils requièrent dès lors qu'un grand nombre de ROI soit défini pour chacune des classes (Jensen J.R., 2015). Le principal algorithme de classification dans cette famille est le Maximum de Vraisemblance (MV) qui a été retenu. Les deuxièmes s'appuient sur les algorithmes non paramétriques et à cet effet, nous avons retenu les plus cités parmi ceux basés sur la distance (la Distance Minimum - DM), sur les angles (Spectral Angle Mapper - SAM), et s'appuyant sur les principes de l'intelligence artificielle (les Réseaux de Neurones Artificiels - RNA). Les RNA ont montré leur efficacité dans notre zone d'étude (Matsaguim N.C.A. et al., 2019) où un total de 512 ROI a été défini pour 15 classes retenues. Ils sont principalement localisés sur les secteurs à fortes pentes de la zone d'étude (figure 1).

### 2.5. Les modèles de correction topographique

Nous avons retenu 7 modèles de correction topographique : 1) la Normalisation de Lambert ; 2) la Correction Cosine ; 3) la Correction Cosine modifiée par Civco (1989) ; 4) la Correction Cosine modifiée par Teillet (1982) ; 5) la Correction de Minnaert ; 6) la Correction de Minnaert avec pente modifiée par Riano (2003) ; 7) la Correction de Minnaert avec pente modifiée par Law (2004). Afin de pouvoir évaluer l'effet de la correction topographique sur la précision globale de la classification de l'image, nous avons effectué la correction atmosphérique séparément de celle topographique tel que suggéré par Meyer P. et al. (1993).

## 3. Résultats

### 3.1. Impacts de la correction topographique sur la précision globale de la classification

Il ressort d'une manière générale que l'impact des modèles de correction topographique sur la précision globale de la classification est fonction de l'algorithme de classification utilisé pour une même image satellite et les même ROI. Le tableau 1 compare les niveaux de précision (Précision Globale et Coefficient de Kappa) obtenus à partir de l'image non corrigée (image de référence) à ceux obtenus à partir de celles corrigées grâce aux différents modèles de correction retenus. Les algorithmes de classification sont classés par ordre décroissant selon le niveau de précision obtenu sur l'image non corrigée de l'influence de la topographie. Nous constatons que :

- d'une manière générale, la correction topographique a un impact négatif sur le niveau de la précision globale de la classification ;
- l'importance de cet impact négatif sur le niveau de la précision globale de la classification est fonction d'une part du modèle de correction topographique utilisé, et d'autre part de l'algorithme de classification employé pour classer l'image ;
- aucun modèle de correction topographique n'apparaît comme le plus performant sur la totalité des algorithmes de classification.

Dans le détail, nous constatons que l'algorithme de

**Tableau 1 : Comparaison de la précision globale de la classification obtenue sans et avec la correction topographique**

		Image de Référence	Norm. Lambert	Cor. Cosine	Civco (1989)	Teillet (1982)	Minnaert	Riano (2003)	Law (2004)
Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)	Précision globale	82,55	78,46	0,54	78,46	0,44	78,50	81,52	81,47
	Coefficient de kappa	0,75	0,69	0,00	0,69	0,00	0,70	0,74	0,74
Maximum de Vraisemblance (MV)	Précision globale	81,97	84,32	81,15	81,23	81,16	81,44	81,43	81,43
	Coefficient de kappa	0,75	0,76	0,74	0,74	0,74	0,74	0,74	0,74
Distance Minimum (DM)	Précision globale	20,99	20,57	21,54	20,57	20,58	21,46	20,54	20,54
	Coefficient de kappa	0,18	0,17	0,18	0,17	0,17	0,18	0,17	0,17
Spectral Angle Mapper (SAM)	Précision globale	20,40	20,40	20,40	20,40	20,40	20,40	20,40	20,40
	Coefficient de kappa	0,19	0,19	0,19	0,19	0,19	0,19	0,19	0,19

classification RNA est celui qui assure une meilleure classification de l'image non corrigée avec la précision la plus élevée (82,55%). Cependant, c'est également sur cet algorithme de classification que les modèles de correction topographique ont les impacts négatifs les plus importants. C'est notamment le cas des modèles de correction topographique : Correction Cosine et Correction Cosine modifiée par Teillet (1982) (tableau 1). L'impact négatif des différents modèles de correction varie ici entre -1,08% et -82,11%.

L'algorithme de classification MV obtient un niveau de précision sur l'image non corrigée comparable à celui obtenu avec l'algorithme RNA (81,97%). Cependant nous observons que, bien que l'impact de la correction topographique soit négatif pour six des modèles de correction utilisés, cet impact est négligeable (-0,53% à -0,82%). Un modèle de correction permet d'améliorer le niveau de précision de la classification de +2,35% en utilisant cet algorithme de classification. Il s'agit du modèle de correction topographique : Normalisation de Lambert.

Les algorithmes de classification DM et SAM obtiennent de niveaux de précision très bas sur l'image non corrigée, soit 20% seulement. Toutefois, nous constatons que la correction topographique n'a aucune influence sur le niveau de précision

obtenu avec l'algorithme SAM. En ce qui concerne l'algorithme DM, deux modèles de correction sur les sept apportent une amélioration. Cependant, l'influence de la correction topographique sur le niveau de précision obtenue avec cet algorithme de classification est négligeable (-0,45% à +0,55%).

### 3.2. Impacts de la correction topographique sur la précision au niveau des différentes classes

Compte tenu de résultats du tableau 1, nous ne présentons ici que ceux obtenus pour les algorithmes de classification RNA et MV. De plus, étant donné que les modèles de correction topographique ont des impacts soit négatifs, soit positifs, seuls les résultats des deux modèles qui améliorent le plus le niveau de précision de la classification sont présentés. L'indicateur de précision utilisée est la précision de l'utilisateur (User's Accuracy).

Il ressort du tableau 2 que l'algorithme de classification RNA a de très mauvaises performances sur certaines classes à partir de l'image non corrigée (Image de Référence) en dépit du fait qu'il obtient le niveau de précision global le plus élevé (tableau 1). Nous constatons que la correction de l'influence de la topographie en utilisant les modèles de Law (2004) et de Riano (2003) ne permet pas d'améliorer significativement ses performances sur ces classes.

Tableau 2 : Comparaison au niveau de chaque classe de la précision de l'utilisateur obtenue sans et avec la correction topographique

	RNA (%)			MV (%)		
	Image de Référence	Law (2004)	Riano (2003)	Réf.	Riano (2003)	Norm. Lambert
Cours d'eau	0,00	7,97	7,27	43,98	34,13	31,36
Cultures (vivrier, maraîcher)	83,45	83,03	83,28	87,76	88,01	0,00
Cultures industrielles (Thé)	91,97	90,85	91,06	96,76	96,76	96,30
Dépôt de sable	0,00	0,00	0,00	13,50	14,10	11,90
Lacs / Retenues d'eau	92,83	96,40	96,23	98,28	98,36	98,45
Prairies / Pâturages	6,32	10,02	9,93	12,60	15,03	24,33
Raphiale / Végétation hygrophYTE	65,91	84,25	83,13	65,69	62,36	60,44
Sols nus / Rochers / Carrières	55,12	20,80	21,02	48,80	45,16	69,42
Surfaces brûlées	82,52	81,60	81,53	82,98	83,06	89,73
Villes, Zone d'habitation, Infrastructures	83,97	74,94	75,03	79,95	80,59	81,33
Végétation ligneuse dominante et dense	59,73	52,58	52,91	79,47	76,78	77,50
Végétation ligneuse peu dense	68,15	67,37	67,39	82,28	82,68	86,83
Végétation mixte (arbres + herbes + sols nus)	65,25	62,02	61,53	44,98	45,78	40,20
Zones humides mises en valeur (Agriculture)	0,00	0,00	0,00	24,94	25,00	41,18
Zones humides non mises en valeur	1,66	7,80	8,17	21,72	22,17	23,61

Les améliorations observées sont de l'ordre de +3 à +20% alors que les détériorations sont quant à elles comprises entre -0,5 et -35%. Ces dernières concernent 53% des classes contre 33% pour celles qui ont vu leur précision améliorée avec la correction de l'influence de la topographie.

En ce qui concerne l'algorithme MV, ses performances sur les classes très mal classifiées par l'algorithme RNA sont meilleures sur l'image non corrigée. C'est ce qui explique le niveau de précision global obtenu avec cet algorithme qui est comparable à celui obtenu avec le précédent. Toutefois, la correction topographique permet d'améliorer ses performances

de l'ordre de +0,5 à +20% pour 53 à 67% des classes. La difficulté à correctement classifier certaines classes comme celle des cours d'eau par exemple s'explique par la diversité des signatures spectrales observées à l'échelle de la zone d'étude pour la même classe (tableau 2). Cette diversité des réponses spectrales pour une même classe est source de confusion interclasse. C'est notamment le cas des cours d'eau et retenues d'eau avec la végétation. La figure 2 (gauche) présente les signatures spectrales moyennes des deux classes concernant l'eau qui ont été définies dans notre zone d'étude. Nous constatons que la signature spectrale moyenne de l'eau est

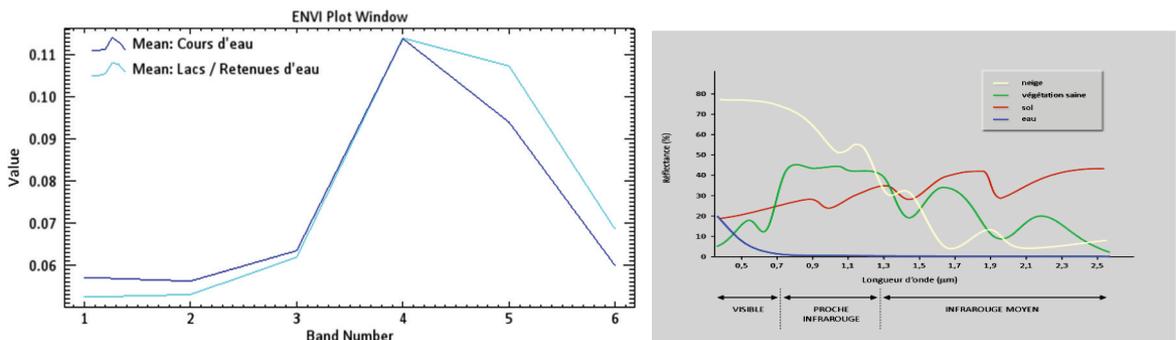


Figure 2 : Signatures spectrales moyennes : (gauche) de l'eau dans notre zone d'étude ; (droite) des surfaces naturelles dans le domaine du visible, du proche infrarouge et de l'infrarouge moyen

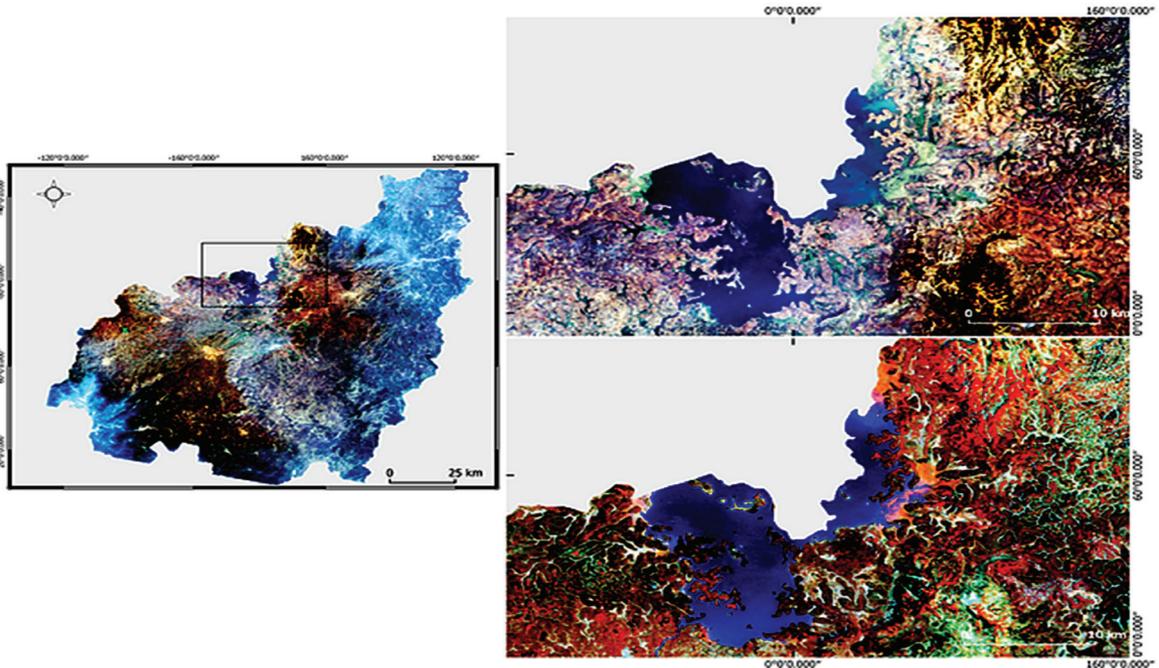


Figure 3 : Exemple de variation de la couleur de l'eau dans la zone d'étude causée par la concentration des matières en suspension (Composition colorée de l'image Landsat OLI 8 du 27/01/2018)

similaire à celle de la végétation (figure 2 - droite) avec un maximum de réflectance dans le spectre de l'infrarouge (bande 4 de l'image Landsat).

Cela s'explique par le fait qu'à l'échelle de notre zone d'étude, la surface de l'eau n'est pas identique en tout point. Certains cours d'eau ou lacs ont leur surface en partie ou totalement recouverte de matières en suspension et autres ; ce qui affecte sa signature spectrale. En effet, cette signature dépend non seulement des molécules d'eaux mais aussi des constituants dissous ou en suspension (comme les particules, les algues, la matière organique, etc.), ainsi que de l'état de rugosité de la surface (Girard M.C. et Girard C., 2003). Dans notre zone d'étude, cette situation s'observe principalement au niveau des lacs et retenues d'eaux comme l'illustre la figure 3. On y observe la variation de la couleur de l'eau d'Ouest en Est de la retenue d'eau du fait de la concentration plus ou moins forte des constituants dissous ou en suspension.

#### 4. Discussion

Au vu des résultats, il est possible de dire que la correction topographique n'est pas indispensable dans notre zone d'étude notamment lorsque l'image satellite utilisée a été prise dans des conditions d'illumination au moins comparables à celle de l'image utilisée dans cette étude. Au regard du grand nombre de modèles de correction topographique qui existe, il importe de bien choisir celui à utiliser car, comme nous l'avons constaté, il peut avoir un effet plutôt négatif. Toutefois, dans le cas où cet impact serait positif, son ordre de grandeur peut être négligeable. Ces résultats sont en accords avec ceux obtenus par d'autres auteurs dans d'autres régions du monde.

En effet, Mitri G.H. et Gitaz I.Z. (2004) ont travaillé sur une région montagneuse de Grèce et ont montré que la correction de la topographie à partir du modèle de Minnaert (1941) n'apportait qu'une amélioration infime (1,16%) de la précision globale de la classification. Ils concluent alors que cette correction n'est pas indispensable pour cette région d'étude. C'est à la même conclusion que sont parvenus Vanonckelen S. et al. (2015) dans leur étude portant sur une région montagneuse située en Roumanie. Ces derniers observent que la correction topographique a une influence moins importante sur la précision globale de la classification que le choix de l'algorithme de classification à utiliser. Dans cette étude, l'amélioration

de la précision globale après correction de l'influence de la topographie n'est que de l'ordre de 0 à 2% sur l'ensemble des images traitées. C'est également le même ordre de grandeur qu'obtiennent Pimple U. et al. (2017) en Thaïlande. Il faut noter que pour l'ensemble des études suscitées, la précision globale obtenue à partir de l'image non corrigée était déjà relativement élevée, soit supérieure à 80%.

De même, Zhang Z. et al. (2011), dans une étude comparative menée en Chine comparent six modèles de correction topographique différents (Cosine Correction, Minnaert Correction, C-Correction, Sun-canopy-sensor Correction, two-stage topographic normalization, and slope matching technique). Ils observent qu'aucun des modèles de correction ne parvient à améliorer significativement la précision globale de la classification obtenue en utilisant comme algorithme de classification les Réseaux de Neurones Artificielles (RNA). De même à l'échelle des différents couverts végétaux, la correction conduit à des résultats mitigés ; certaines classes voient leur précision améliorée tandis que d'autres voient la leur décroître comparativement aux résultats obtenus avec l'image non corrigée.

Cependant, Hale S.R. et Rock B.N. (2003) obtiennent une amélioration significative de l'ordre de 10% tant de la précision globale et du coefficient de Kappa que de celles du producteur (Producer's accuracy) et de l'utilisateur (User's accuracy) en utilisant le modèle de Minnaert (1941) mais dans une région située aux USA. Toutefois, la précision globale obtenue avec l'image non corrigée est faible (49%).

Il semble donc que l'impact de la correction topographique sur la précision globale de la classification est moins déterminant que le choix de l'algorithme de classification dont les performances dépendent principalement du type d'image utilisé, du site étudié, de la date d'acquisition de l'image qui renvoie aux conditions atmosphériques et de la définition des zones d'entraînement (Richards J.A. et Jia X., 2006). Contrairement aux recommandations de Zhang Y. et al. (2015) concernant au choix de la résolution spatiale du MNT en fonction de celle de l'image à corriger, nous avons utilisé un MNT de 30 m au lieu de 10 m. Il est par conséquent évident que l'influence de la topographie n'a pu être entièrement corrigée notamment sur des secteurs aux pentes fortes. Cela peut justifier le caractère négatif généralisé des différents modèles de correction

utilisés contrairement aux résultats obtenus dans les autres études où elle est positive. Toutefois, il convient de constater que les ordres de grandeur sont comparables, mais également que les résultats obtenus sans effectuer de correction topographique sont bien meilleurs.

## 5. Conclusion

Au terme de cette étude sur l'importance que peut avoir la correction topographique sur la précision globale de la classification d'une image satellite en zone montagneuse ainsi que sur les performances des algorithmes de classification, nous avons pu constater que cette opération n'est pas indispensable pour notre zone d'étude ; notamment lorsque les conditions d'illumination au moment de la prise de vue de l'image satellite sont de moyennes à élevées. En effet, nous nous sommes rendu compte que pour l'ensemble des sept modèles de correction topographique évalués aucun ne conduisait à une amélioration significative du niveau de la précision globale de la classification; bien au contraire, ils ont eu une influence bien plus péjorative sur les performances de certains algorithmes de classification comme les Réseaux de Neurones Artificielles. Les résultats de cette étude montrent que bien plus que les choix du modèle de correction topographique, la précision globale de la classification dépend davantage dans notre zone d'étude du choix de l'algorithme de classification d'une part, et d'autre part de la définition des régions d'intérêt.

## Références

- Balthazar, V., Vanacker, V., Lambin, E.F. (2012).** Evaluation and parameterization of ATCOR3 topographic correction method for forest cover mapping in mountain areas, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 18, pp: 436–450. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2012.03.010>
- Cao, X., Chen, X.H., Zhang, W.W., Liao, A.P., Chen, L.J., Chen, Z.G., Chen, J. (2016).** Global cultivated land mapping at 30 m spatial resolution, *Science China Earth Sciences*, Vol. 59, pp : 2275–2284. DOI: 10.1007/
- Chen, W., Cao, C. (2012).** Topographic Correction-Based Retrieval of Leaf Area Index in Mountain Areas, *J. Mt. Sci.*, Vol. 9, pp: 166–174. DOI: 10.1007/s11629-012-2248-2
- Chen, J., Chen, J., Liao, A.P., Cao, X., Chen, L.J., Chen, X.H., He, C.Y., Han, G., Peng, S., Lu, M., Zhang, W.W., Tong, X.H., Mills, J. (2015).** Global land cover mapping at 30 m resolution: A POK-based operational approach, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 103, 7-27. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.09.002
- Civco, D.L. (1989).** Topographic normalization of Landsat Thematic Mapper digital imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 55, pp: 1303–1309.
- Colby, J.D. (1991).** Topographic normalization in rugged terrain, *Photogramm. Eng. Remote Sensing*, vol. 57, pp: 531–537.
- Dongmo, J.L. (1981).** Le dynamisme Bamiléké (Cameroun). Volume I : la maîtrise de l'espace agraire, Yaoundé, CEPER.
- Dymond, D.R. et Shepherd, J.D. (1999).** Correction of the Topographic Effect in Remote Sensing, *IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing*, VOL. 37, NO. 5, pp. 2618 - 2620
- Ediriweera, S., Pathirana, S., Danaher, T., Nichols, D., Moffiet, T. (2013).** Evaluation of Different Topographic Corrections for Landsat TM Data by Prediction of Foliage Projective Cover (FPC) in *Topographically Complex Landscapes*, *Remote Sensing*, Vol. 5, pp; 6767-6789. DOI:10.3390/rs5126767
- Ekstrand, S. (1996).** Landsat TM-Based Forest Damage Assessment: Correction for Topographic Effects, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 62, No. 2, pp. 151-161.
- Gao, M.L., Zhao, W.J., Gong, Z.N., Gong, H.L., Ghen, Z., Tang, X.M. (2014).** Topographic Correction of ZY-3 Satellite Images and Its Effects on Estimation of Shrub Leaf Biomass in Mountainous Areas, *Remote Sensing*, Vol. 6, pp: 2745-2764. DOI:10.3390/rs6042745
- Gao, Y., Zhang, W. (2009).** LULC Classification and Topographic Correction of Landsat-7 ETM+ Imagery in the Yangjia River Watershed: the Influence of DEM Resolution, *Sensors*, Vol. 9, pp: 1980-1995. DOI:10.3390/s90301980
- Girard, M.C., Girard, C. (2003).** Processing of Remote Sensing Data, A.A. Balkema.

- Goslee, S.C. (2012).** Topographic Corrections of Satellite Data for Regional Monitoring, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 78, No. 9, pp. 973–981.
- Hale, S.R., Rock, B.N. (2003).** Impact of Topographic Normalization on Land-Cover Classification Accuracy, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 69, No. 7, pp. 785–791.
- Hantson, S., Chuvieco, E. (2011).** Evaluation of different topographic correction methods for Landsat imagery, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 13, pp: 691–700. DOI:10.1016/j.jag.2011.05.001
- Jensen, J.R. (2015).** Introductory digital image processing: a remote sensing perspective, USA, Pearson,
- Kane, V.R., Gillespie, A.R., McGaughey, R., Lutz, J.A., Ceder, K., Franklin, J.F. (2008).** Interpretation and topographic compensation of conifer canopy self-shadowing, *Remote Sensing of Environment*, vol. 112, pp: 3820–3832. DOI:10.1016/j.rse.2008.06.001
- Li, A., Wang, Q., Bian, J., Lei, G. (2015).** An Improved Physics-Based Model for Topographic Correction of Landsat TM Images, *Remote Sensing*, Vol. 7, pp: 6296–6319. DOI:10.3390/rs70506296
- Lu, D., Ge, H., He, S., Xu, A., Zhou, G., Du, H. (2008).** Pixel-based Minnaert Correction Method for Reducing Topographic Effects on a Landsat 7 ETMImage, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 74, No. 11, pp. 1343–1350.
- Matsaguim, N.C.A., Tiomo, D.E., Ngoufo, R. (2019).** Méthode simplifiée pour la cartographie de l'occupation du sol en zone de montagne : cas du bassin versant de la Menoua (Région de l'Ouest-Cameroun), *Revue Scientifique et Technique Forêt et Environnement du Bassin du Congo*, Vol. 13, pp: 21–33. DOI : <http://doi.org/10.5281/zenodo.3518832>
- Meyer, P., Itten, K., Kellenberger, T., Sandmeier, S., Sandmeier, R. (1993).** Radiometric correction of topographically induced effects on Landsat TM data in alpine environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 48, pp: 17–28.
- Minnaert, N. (1941).** The reciprocity principle in lunar photometry. *Astrophys. Journal*, Vol. 93, pp: 403–410.
- Mishra, V.D., Sharma, J.K., Singh, K.K., Thakur, N.K., Kumar, M. (2009).** Assessment of different topographic corrections in AWiFS satellite imagery of Himalaya terrain, *Journal of Earth System Science*, Vol. 118, No. 1, pp. 11–26.
- Mitri, G.H., Gitaz, I.Z. (2004).** A performance evaluation of a burned area object-based classification model when applied to topographically and non-topographically corrected TM imagery, *International Journal of Remote Sensing*, VOL. 25, N° 14, pp: 2863–2870. DOI: 10.1080/01431160410001688321
- Moreira, E.P., Valeriano, M.M., Sanchez, L.D.A., Formaggio, A.R. (2016).** Topographic effect on spectral vegetation indices from Landsat TM data: is topographic correction necessary?, *Boletim de Ciências Geodésicas*, Vol. 22, n° 1, pp: 95–107.
- Nichol, J., Hang, L.K. (2008).** The Influence of DEM Accuracy on Topographic Correction of Ikonos Satellite Images, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 74, No. 1, January 2008, pp. 47–53.
- Pimple, U., Sitthi, A., Simonetti, D., Pungkul, S., Leadprathom, K., Chidthaisong, A. (2017).** Topographic Correction of Landsat TM-5 and Landsat OLI-8 Imagery to Improve the Performance of Forest Classification in the Mountainous Terrain of Northeast Thailand, *Sustainability*, Vol. 9, N° 258, 26 p. DOI:10.3390/su9020258
- Riaño, D., Chuvieco, E., Salas, J., Aguado, I. (2003).** Assessment of Different Topographic Corrections in Landsat-TM Data for Mapping Vegetation Types, *IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing*, Vol. 41, No. 5, pp: 1056–1061. DOI:10.1109/TGRS.2003.811693
- Richards, J.A., Jia, X. (2006).** Remote Sensing Digital Image Analysis. *An introduction, 4th edition*, SpringerVerlag Berlin Heidelberg.
- Richter, R. (1998).** Correction of satellite imagery over mountainous terrain, *APPLIED OPTICS*, Vol. 37, No. 18, pp: 4004–4015.
- Richter, R., Kellenberger, T., Kaufmann, H. (2009).** Comparison of Topographic Correction Methods, *Remote Sensing*, Vol. 1, pp: 184–196. DOI:10.3390/rs1030184
- Samsonov, S. (2010).** Topographic Correction for ALOS PALSAR Interferometry, *IEEE Transactions*

*On Geoscience And Remote Sensing, Vol. 48, No. 7, pp: 3020-3027. DOI: 10.1109/TGRS.2010.2043739*

**Shepherd, J.D. et Dymond, D.R. (2002).** Correcting satellite imagery for the variance of reflectance and illumination with topography, *International Journal of Remote Sensing, vol. 24, N° 17, pp. 3503–3514. DOI: 10.1080/01431160210154029*

**Singh, S., Sharma, J.K., Mishra, V.D. (2011).** Comparison of Different Topographic Correction Methods using AWiFS Satellite Data, *International Journal Of Advanced Engineering Sciences And Technologies, Vol. 7, Issue 1, pp: 85 – 91.*

**Szantoi, Z., Simonetti, D. (2013).** Fast and Robust Topographic Correction Method for Medium Resolution Satellite Imagery Using a Stratified Approach, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, Vol. 6, No. 4, pp: 1921-1933. DOI:10.1109/JSTARS.2012.2229260*

**Teillet, P.M., Guindon, B., Goodenough, D.G. (1982).** On the slope-aspect correction of

multispectral scanner data. *Can. J. Remote Sensing, Vol. 8, pp: 84–106.*

**Vanonckelen, S., Lhermitte, S., Van Rompaey, A. (2015).** The effect of atmospheric and topographic correction on pixel-based image composites: Improved forest cover detection in mountain environments, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, Vol. 35, pp: 320–328. http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2014.10.006*

**Zhang, Y., Yan, G., Bai, Y., (2015).** Sensitivity of Topographic Correction to the DEM Spatial Scale, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, VOL. 12, NO. 1, pp: 53-57. DOI:10.1109/LGRS.2014.2326000*

**Zhang, Z., De Wulf, R.R., Van Coillie, F.M.B., Verbeke, L.P.C., De Clercq, E.M., Ou, X. (2011).** Influence of different topographic correction strategies on mountain vegetation classification accuracy in the Lancang Watershed, *China, Journal of Applied Remote Sensing, Vol. 5, 21 p. DOI:10.1117/1.3569124*