

# Méthode optimisée de classification d'images satellitaires radar RSO par usage des paramètres de texture d'ordre supérieur. Application à la mangrove littorale Camerounaise

Narcisse Talla Tankam<sup>(1,2)</sup>, Albert Dipanda<sup>(2)</sup>, Emmanuel Tonyé<sup>(1)</sup>, Alain Akono<sup>(1)</sup>

(1) : Laboratoire d'Electronique et de Traitement du Signal (LETS), Ecole Nationale Supérieure Polytechnique, Yaoundé, Cameroun.

(2) : Laboratoire Electronique, Informatique et Image (LE2I), Université de Bourgogne, Dijon, France.

e-mail : ntalla@gmail.com

**RESUME** :L'objectif de cette étude est le traitement de l'image RSO d'ERS 2 acquise sur la région littorale camerounaise pour l'identification et l'extraction des surfaces navigables et des surfaces occupées par la mangrove, en s'appuyant sur le concept de « valeurs propres de texture » dans une classification supervisée. L'approche adoptée dans ces travaux utilise les paramètres statistiques d'analyse de texture. Pour expérimentation, quatre paramètres ont été retenus : La Moyenne, l'Entropie, le Contraste et la Variance. La particularité de cette approche réside dans le fait que chaque zone d'intérêt (zone d'entraînement) est entièrement caractérisée par sa signature texturale. C'est un graphe de fonctions, avec en ordonnée les différents ordres d'évaluation des paramètres de texture et en abscisse les différents paramètres de texture. Cette signature texturale ainsi obtenue est modélisée par une matrice carré. Cette matrice est caractérisée par l'ensemble de ses valeurs propres que nous appelons « valeurs propres de texture ». En effet, deux matrices qui ont les mêmes valeurs propres sont semblables. Une étude comparative avec les données existantes (cartes lithographique et topographique) révèle que les résultats de cette approche sont fort intéressants.

**ABSTRACT** :The objective of this study is the processing of ERS 2 SAR image acquired on the Cameroonian littoral area for the identification and the extraction of navigable surfaces and the surfaces occupied by the mangrove, using the concept of "texture eigenvalues" in a supervised classification. The approach adopted in this work is based on the statistical parameters of SAR image texture analysis. For the experimentation, four texture parameters have been retained: Average, Entropy, Contrast and Variance. The particularity of this approach lies in the fact that each area of interest (training area) is entirely characterized by its texture signature. It's a graph of functions, with the various orders of texture parameters in Y-axis and the various texture parameters in X-axis. This texture signature is presented in the form of a square matrix. This matrix is characterized by its eigenvalues which we call "texture eigenvalues". Indeed, two matrices which have the same eigenvalues are similar. A comparative study with existing data (lithographic and topographic charts) reveals that the results of this approach are extremely interesting.

**MOTS-CLES** : texture, paramètres statistiques, valeur propre de texture, image radar RSO, classification d'images

**KEYWORDS**: texture, statistical parameters, texture eigenvalue, SAR image, image classification

## 1. Introduction

L'analyse de texture regroupe un ensemble de techniques mathématiques permettant de quantifier les différents niveaux de gris présents dans une image en termes d'intensité ou de rugosité et leur distribution. Plusieurs méthodes d'analyse de texture existent et peuvent être classées en deux grandes catégories : les méthodes structurales et les méthodes statistiques, voir [4] (Haralick et al. 1979) pour plus de détails. Les méthodes structurales permettent de décrire la texture en définissant les primitives et les "règles" d'arrangement qui les relient. Les méthodes statistiques étudient quant à elles les relations entre un pixel et son voisinage. Elles sont définies selon divers ordres : 1,2,3,..., n. l'ordre d'un paramètre de texture pouvant être perçu comme étant le nombre de pixels pris en compte dans une itération lors de l'évaluation de ce paramètre.

L'utilité de l'analyse de texture pour la classification des images radar à synthèse d'ouverture a déjà été prouvée [1] (Akono et al. 2003.) Dans [3] (Anys et He, 1995), les auteurs ont utilisé des paramètres de texture dans une classification des cultures. Ils ont noté une augmentation significative de la précision de classification lorsque l'information texturale a été intégrée dans le processus de classification. Dans [6] (Marceau et al. 1990) les auteurs proposent une approche texturale et spectrale pour la classification de différents thèmes et adoptent la réduction du niveau de quantification (16, 32 au lieu de 256), sans altérer la précision de la classification. Dans [7] (Peckinpugh, 1991) décrit une approche efficace pour le calcul des mesures de texture basées sur la matrice de co-occurrence permettant un gain de temps appréciable.

L'enjeu de cet article est de traiter l'image RSO d'ERS 2 acquise sur la côte littorale camerounaise, pour la classification de l'état d'occupation des sols en vue de la cartographie de cette région du pays, en s'appuyant sur le concept de "valeurs propres de texture" dans une classification supervisée. La zone d'étude est notamment occupée par un type de végétation appelé mangrove. Pour l'évaluation des paramètres de texture, nous utilisons l'approche préconisée par [2] Akono *et al.* 2005, sélectionnée du fait de son gain en temps d'exécution et en espace mémoire. Comme critère de sélection des paramètres de texture, nous choisissons l'aptitude de chaque paramètre à rehausser les discontinuités-images observées dans la fenêtre d'étude. Les discontinuités-images s'expriment par des variations brusques dans l'image RSO et correspondent au passage d'une zone de faible rugosité à une zone de forte rugosité et vice versa, voir [9] (Talla et al. 2005) pour plus de détails. Au regard de ce critère, dans la phase d'expérimentation, nous avons choisi les quatre paramètres suivants : le Contraste, la Moyenne, l'Entropie et la Variance.

Cette approche de classification des images radar RSO est originale en ce sens qu'elle permet de caractériser fidèlement chaque pixel de l'image par sa signature texturale. En effet, une zone d'intérêt est entièrement définie par sa signature texturale. Cette signature

est modélisée par une matrice carrée d'ordre 4 qui peut être caractérisée par l'ensemble de ses valeurs propres.

Dans cet article, nous présentons la notion d'ordre du paramètre de texture ainsi que les critères de sélection de la fenêtre de l'image ainsi que des différents sites d'entraînement. Ensuite, la caractérisation des différents sites d'entraînement est effectuée et l'algorithme de classification présenté. Nous terminons par la présentation de quelques résultats expérimentaux.

## 2. Méthodologie

### 2.1. Analyse et choix des paramètres statistiques de texture

La notion d'ordre du paramètre statistique est très importante en matière d'analyse de texture. En effet, l'ordre 2 qui est le plus classique ne permet pas toujours d'identifier tous les constituants d'une texture d'image radar RSO. Cependant, au delà de l'ordre 5, il a été prouvé que la qualité de discrimination d'image par cette approche est détériorée ; voir [5] (Li Wang, 1994) pour plus de détails. les ordres allant de 2 à 5 permettront ainsi de mieux discriminer une image RSO, voir [8] (Talla, 2003). En effet, expérimentalement, on remarque que chaque ordre apporte des informations complémentaires aux autres ordres. Le critère de sélection des paramètres de texture est principalement l'aptitude de chaque paramètre à rehausser les discontinuités-images dans une image RSO. Expérimentalement, 4 paramètres ont été retenus : la Moyenne (Moy), l'Entropie (Ent), le Contraste (Con) et la Variance (Var).

### 2.2. Reformulation des paramètres de texture

Les expressions mathématiques des paramètres de texture aux ordres 3, 4 et 5 sont obtenues à partir de leurs expressions à l'ordre 2 ; voir [4] (Haralick, R.M., 1979) pour plus de détails. Ces expressions sont présentées par la série d'équations ci-après.

$$\begin{aligned}
 \text{Ordre 2} \quad & \text{Moy} = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} i P_{ij} & \text{Ent} = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} P_{ij} \text{Log}(P_{ij}) \\
 & \text{Con} = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} (i-j)^2 P_{ij} & \text{Var} = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} (i-\mu_x)^2 P_{ij}
 \end{aligned} \tag{1}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Ordre 3} \quad & \text{Moy} = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{k=0}^{N_g} i P_{ijk} & \text{Ent} = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{k=0}^{N_g} P_{ijk} \text{Log}(P_{ijk}) \\
 & \text{Con} = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{k=0}^{N_g} [(i-j)^2 + (i-k)^2 + (k-j)^2] P_{ijk} & \text{Var} = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{k=0}^{N_g} (i-\mu_x)^2 P_{ijk}
 \end{aligned} \tag{2}$$

$$\begin{aligned}
\text{Ordre 4} \quad \text{Moy} &= \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{k=0}^{N_g} \sum_{l=0}^{N_g} i P_{ijkl} & \text{Ent} &= \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{k=0}^{N_g} \sum_{l=0}^{N_g} P_{ijkl} \text{Log}(P_{ijkl}) \\
\text{Con} &= \sum_{n=0}^{N_g} \sum_{i_2=0}^{N_g} \sum_{i_3=0}^{N_g} \sum_{i_4=0}^{N_g} \left( \sum_{k=1}^4 (i_k - i_1)^2 P_{i_1 i_2 i_3 i_4} \right) & \text{Var} &= \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{k=0}^{N_g} \sum_{l=0}^{N_g} (i - \mu_x)^2 P_{ijkl}
\end{aligned} \tag{3}$$

$$\begin{aligned}
\text{Ordre 5} \quad \text{Moy} &= \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{k=0}^{N_g} \sum_{l=0}^{N_g} \sum_{m=0}^{N_g} i P_{ijklm} & \text{Ent} &= \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{k=0}^{N_g} \sum_{l=0}^{N_g} \sum_{m=0}^{N_g} P_{ijklm} \text{Log}(P_{ijklm}) \\
\text{Con} &= \sum_{n=0}^{N_g} \sum_{i_2=0}^{N_g} \sum_{i_3=0}^{N_g} \sum_{i_4=0}^{N_g} \sum_{i_5=0}^{N_g} \left( \sum_{k=1}^5 (i_k - i_1)^2 P_{i_1 i_2 i_3 i_4 i_5} \right) & \text{Var} &= \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{k=0}^{N_g} \sum_{l=0}^{N_g} \sum_{m=0}^{N_g} (i - \mu_x)^2 P_{ijklm}
\end{aligned} \tag{4}$$

$\mu_x$  étant la Moyenne par rapport à la première colonne de la fenêtre de l'image,  $P_{i_1 i_2 \dots i_n}$  étant la matrice de fréquence d'occurrence des n-uplets  $(i_1, i_2, \dots, i_n)$  de niveaux de gris dans la fenêtre de l'image et  $N_g$  étant le niveau de gris maximal dans l'image.

### 2.3. Taille de la fenêtre de l'image et extraction des sites d'entraînement

Le choix de la taille de la fenêtre de l'image est aussi très important en matière de classification. En effet, les paramètres statistiques sont plus significatifs lorsque la taille d'échantillonnage (taille de la fenêtre) est importante. Toutefois, pour la caractérisation des structures fines, la fenêtre de l'image se veut très petite afin d'assurer une bonne discrimination des structures.

Un site d'entraînement est une zone clairement identifiée sur le site d'étude et reconnues comme appartenant à une classe d'occupation. Il y a donc autant de sites d'entraînement que de classe d'occupation des sols. A partir des connaissances a priori et des différentes cartes du site d'étude, la sélection des différents sites d'entraînement est faite.

### 2.4 Caractérisation des sites d'entraînement

Dans cette étape, il est question d'évaluer, pour chaque site d'entraînement, les 4 paramètres de texture aux différents ordres (confère paragraphe 2.2.) Ceci permet de réaliser la signature texturale caractéristique du site d'entraînement. Numériquement, cette signature se modélise comme une matrice carrée de réels. On peut dès lors évaluer ses valeurs propres. L'idée ici est de ne pas utiliser chaque fois toute la matrice de texture, coûteuse dans la manipulation, mais juste ses valeurs propres qui la représentent fidèlement. Ainsi, chaque site d'entraînement est identifié par ses valeurs propres de texture.

### 2.5 Algorithme de classification par valeurs propres de texture

Nous proposons ici une approche de classification en deux temps ; Les différentes classes sont extraites les unes après les autres et une fusion est ensuite réalisée pour obtenir l'image classifiée. L'extraction d'une classe X se fait suivant l'algorithme suivant :

- Sélectionner une fenêtre F de l'image entièrement incluse dans la classe X ;
- Évaluer les différents paramètres de texture et aux différents ordres pour F
- Construire la matrice carrée MC caractéristique du pixel i ;
- Extraire les valeurs propres associées à la matrice MC ;
- Construire un vecteur  $V_c$  constitué des valeurs propres extraites précédemment ;
- Pour chaque pixel i de l'image, réaliser tour à tour les opérations suivantes :
  - Extraire une fenêtre W de même taille que F et centrée sur le pixel i ;
  - Évaluer les différents paramètres de texture et aux différents ordres pour W
  - Construire la matrice carrée M caractéristique du pixel i ;
  - Extraire les valeurs propres associées à la matrice M ;
  - Construire un vecteur  $V_i$  constitué des valeurs propres extraites précédemment ;
  - Evaluer distance  $d_i$  entre le vecteur  $V_i$  et le vecteur  $V_c$  par l'équation (5) suivante ;

$$d_i = \sqrt{\sum_{k=1}^{k \leq n} (V_i^k - V_c^k)^2} \quad (5)$$

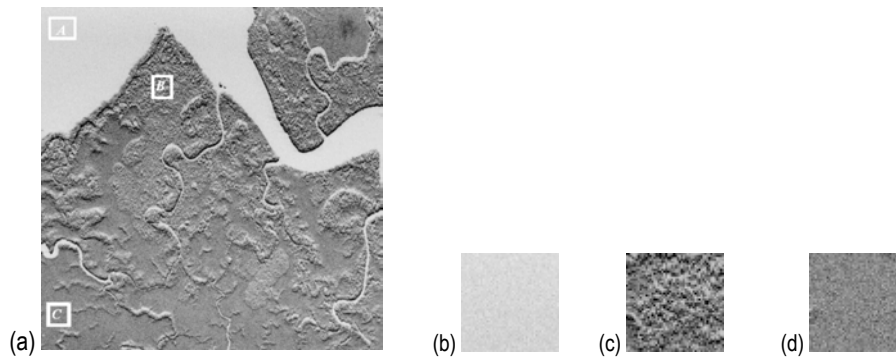
où n est le nombre de paramètres (4 dans notre cas).

- Si le seuil  $s = \frac{d_i}{Max_d} \times 100$  est inférieur à une certaine valeur (moins de 5% en général), alors le pixel i appartient à la classe X ; sinon, le pixel i n'appartient pas à la classe X.  $Max_d$  étant la distance maximale entre les vecteurs de valeurs propres de deux fenêtres (de même taille que F) quelconques de l'image.

### 3. Expérimentation

#### 3.1. Site d'expérimentation et données utilisées

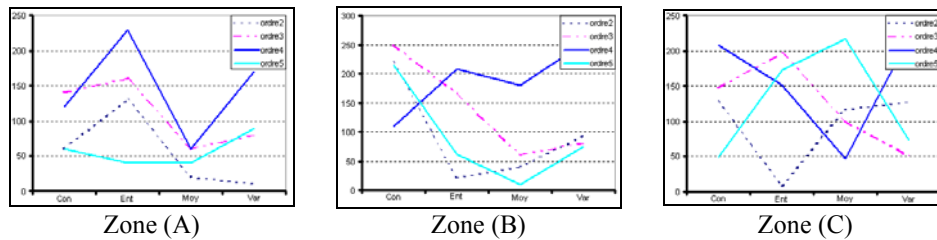
Nous avons expérimenté cette approche sur une image RSO d'ERS 2, enregistrée en bande C (5,66 cm de longueur d'onde) et en polarisation VV avec une résolution de 12,5. Diverses cartes litho-structurales comprenant des cartes topographiques et lithographiques au 1 : 200 000 nous ont permis d'identifier trois grandes classes d'occupation des sols sur le site (voir figure 1 suivante). Dans la première classe, un site d'entraînement (zone A) est prélevé. Cette classe correspond à une zone aquatique. Dans la seconde classe, un site d'entraînement (zone B) est prélevé. Cette classe correspond à une zone hétérogène de la mangrove (due à l'action de l'homme, entraînant une faible couverture végétale) et dans la dernière classe, un site d'entraînement (zone C) est prélevé. Cette classe correspond à une zone homogène de la mangrove (due à la densité et la quasi uniformité de la végétation.) les trois sites d'entraînement sont présentés en dimensions réelles à la figure 1, chacun ayant une taille de 50x50 pixels.



**Figure 1 :** (a) Vue globale du site d'étude ; (b) Zone A ; (c) Zone B ; (d) zone C

### 3.2. Caractérisation des sites d'entraînements

La figure 2 ci-après présente les signatures texturales caractéristiques des trois sites d'entraînement.



**Figure 2 :** signatures texturales des différents sites d'entraînement.

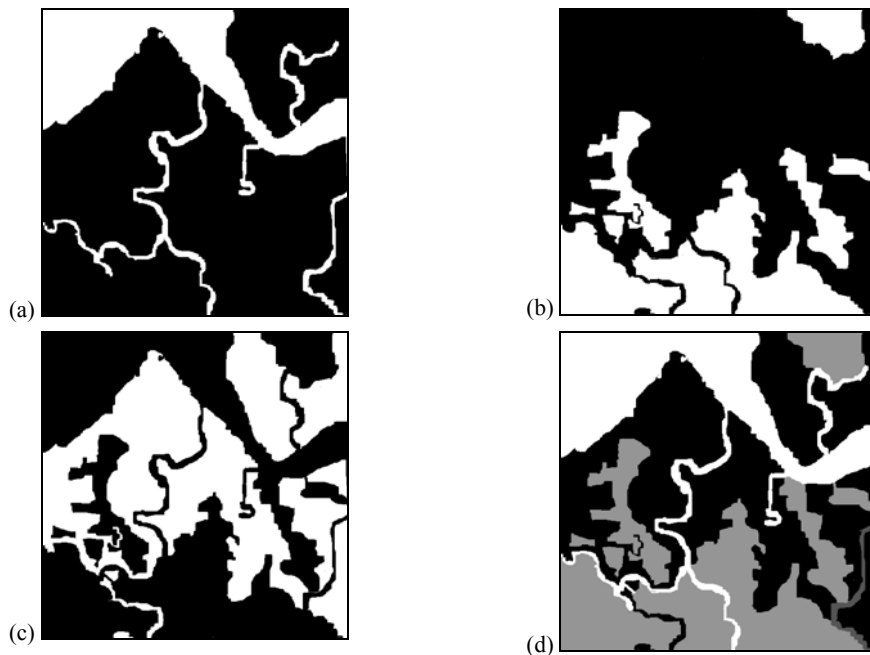
Les sites d'entraînement A, B et C sont numériquement et respectivement caractérisés par leurs vecteurs de valeurs propres suivants :  $V_A=(352.22, -44.78, -6.63, 69.19)$ ,  $V_B=(447.99, 126.06, 33.47, 33.47)$  et  $V_C=(499.28, -160.31, 53.02, 53.02)$ . La taille des fenêtres (5x5) a été déterminée expérimentalement.

### 3.3. Résultats expérimentaux

La figure 3 présente les résultats obtenus aux différentes étapes de la méthodologie. La figure 3a présente le résultat de l'extraction de la classe « Eau » (en blanc) du site d'étude. La figure 3b présente le résultat de l'extraction de la classe « Végétation dense » (en blanc) du site d'étude. La figure 3c présente le résultat de l'extraction de la classe « Végétation moins dense » (en blanc) du site d'étude. Dans la figure 3d, la fusion des différentes classes extraites est réalisée et constitue ainsi l'image classifiée du site d'étude. Sur cette image, la

couleur blanche matérialise la classe « Eau », la couleur grise matérialise la classe « Végétation dense » et la couleur noir matérialise la classe « Végétation moins dense ».

Quantitativement, nous n'avons pas eu la possibilité d'évaluer ces résultats. Mais qualitativement, ils sont bien intéressants au regard des différentes cartes de ce site dont nous n'avons que les versions imprimées.



**Figure 3 :** (a) classe « Eau » (en blanc) ; (b) classe « végétation dense » (en blanc) ; (c) classe « végétation moins dense » (en blanc) ; (d) fusions des 3 classes.

#### 4. Conclusion

L'objet de cette étude était la classification d'une image radar à synthèse d'ouverture (RSO) d'ERS-2 en s'appuyant sur le concept de valeur propre de texture dans une classification supervisée, en vue de la cartographie du site d'étude. Trois classes majeures d'occupation des sols ont été identifiées à partir de la carte lithographique du site d'étude. Des échantillons des différentes classes ont été identifiés sur le site d'étude et caractérisés. Chaque échantillon a été caractérisé par une signature texturale modélisée par une matrice carrée. Les valeurs propres de cette matrice ont été calculées et ont constitué le vecteur

caractéristique de l'échantillon. Une classification supervisée a suivi en généralisant le traitement automatique. L'intérêt de cette approche réside dans sa façon de caractériser un pixel qui présente un souci majeur de conservation de l'information, de rapidité d'exécution et de gain en espace mémoire de l'ordinateur.

La méthodologie présentée dans ce travail ne tient compte que d'une seule orientation (angle inter-pixels) dans l'évaluation des paramètres de texture (dans l'expérimentation, nous avons considéré la direction Ouest-Est). Une perspective consisterait à combiner toutes les directions possibles.

## 5. Remerciements

Ce travail a bénéficié du soutien financier de l'Agence Universitaire de la Francophonie (AUF), à travers son programme de mobilité académique. Il a également bénéficié du soutien financier de SARIMA, à travers la bourse SARIMA.

## 6. Références

- [1] Akono, A., Tonyé, E., Nyongui, 2003 ; A., N. ; *Nouvelle méthodologie d'évaluation des paramètres de texture d'ordre trois* ; International Journal of Remote Sensing, vol 24, N° 9, pages 1957-1967
- [2] Akono, A., Talla Tankam, N., Tonyé, E. et Nzépa, C. 2005, *Nouvel algorithme d'évaluation des paramètres de texture d'ordre n sur la classification de l'occupation des sols de la région volcanique du Mont Cameroun*. Télédétection, vol 5, N° 1, 2, 3, pp 227-244.
- [3] Anys, H., and He, D.-C., 1995, *Evaluation of textural and multipolarization radar features for crop classification*. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 23, 1169–1181
- [4] Haralick, R.M., 1979, *Statistical and structural approaches to texture*. Proceedings of the IEEE, Vol. 67, n°5, pp. 786-804.
- [5] Li Wang, 1994, *Vector Choice in the Texture Spectrum Approach*. International Journal of Remote Sensing, Vol. 15, no. 18, pp. 3823-3829
- [6] Marceau, D., Howarth, P. J., Dubois, J. M., and Gratton, D. J., 1990, *Evaluation of the grey-level co-occurrence method for land-cover classification using SPOT imagery*. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 28, 513–519
- [7] Peckinpaugh, S. H., 1991, *An improved method for computing grey-level co-occurrence matrix based texture measures*. Graphical Models and Image Processing, 53, 574–580
- [8] Talla T.N. , 2003, *Nouvelle méthodologie d'évaluation des paramètres de texture d'ordre n>1: Application aux images radar du Mont Cameroun*, Mémoire de DEA, Université de Yaoundé I (Cameroun), 60 p.
- [9] Talla T.N, Akono, A, Tonye, E, Kouamé, F, Bernier, M, Kouadio, A., 2005, *Caractérisation des Discontinuités-images sur une Image RSO d'ERS 2 par l'Approche de Vecteur de Texture. Application à la Région Semi-montagneuse de la Côte d'Ivoire*, IEEE SITIS'05 workshop proceedings, Pages 26-31.