DeepIndices : Une nouvelle approche des indices de télédétection basée sur l'optimisation et l'approximation de fonctions par DeepLearning. Application aux indices de végétation sur des données non calibrées

Jehan-Antoine Vayssade, Jean-Noël Paoli, Christelle Gée, Gawain Jones

▶ **To cite this version:**

Jehan-Antoine Vayssade, Jean-Noël Paoli, Christelle Gée, Gawain Jones. DeepIndices : Une nouvelle approche des indices de télédétection basée sur l'optimisation et l'approximation de fonctions par DeepLearning. Application aux indices de végétation sur des données non calibrées. Conference: RJCIA : Rencontres des Jeunes Chercheur×ses en Intelligence Artificielle, Jul 2021, Bordeaux, France. hal-03278985

HAL Id: hal-03278985

https://institut-agro-dijon.hal.science/hal-03278985

Submitted on 6 Jul 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

DeepIndices : Une nouvelle approche des indices de télédétection basée sur l'optimisation et l'approximation de fonctions par DeepLearning. Application aux indices de végétation sur des données non calibrées

Jehan-Antoine Vayssade [1], Jean-Noël Paoli [1], Christelle Gée [1], Gawain Jones [1]
[1] Agroécologie, AgroSup Dijon, INRA, Univ. Bourgogne-Franche-Comté, F-21000 Dijon, France

jehan-antoine.vayssade@inrae.fr

Résumé

L'une des avancées les plus importantes dans le domaine de l'observation de la terre est la découverte des indices spectraux, ils ont notamment prouvé leur efficacité dans la caractérisation des surfaces agricoles, mais ils sont généralement définis de manière empirique. Cette étude basée sur l'intelligence artificielle et le traitement du signal, propose une méthode pour trouver un indice optimal. Et porte sur l'analyse d'images issues d'une caméra multi-spectrale, utilisée dans un contexte agricole pour l'acquisition en champ proche de végétation. À partir de six bandes spectrales, cinq modèles ont été testés et déployés dans un framework d'apprentissage profond. Les performances des indices standards et des indices profonds ont été évaluées avec le score mIoU (moyenne de l'intersection sur l'union), démontrant ici la force des DeepIndices pour séparer la végétation du sol.

Mots-clés

Deep-learning, télédétection, indices spectral, images multi-spectrale, agriculture de précision, proxidétection

Abstract

One of the most important advances in the field of earth observation is the discovery of spectral indices, they have proved their effectiveness in the characterization of agricultural plots, but they are generally defined empirically. This study based on artificial intelligence and signal processing, proposes a method to find an optimal index. It focuses on the analysis of images from a multi-spectral camera, used in an agricultural context for near-field acquisition of vegetation. From six wavebands images, five equations have been tested. The performance of standard indices and deep indices were evaluated with the mIoU score (mean intersection over union), demonstrating here the power of DeepIndices to separate vegetation from the soil.

Keywords

Deep-learning, remote sensing, indices spectral, multi-spectral images, precision agriculture, proximal detection

1 Introduction

Les indices spectraux ont prouvé leur efficacité dans la caractérisation des surfaces agricoles. Cependant, ils sont généralement définis de manière empirique. Ainsi de meilleurs modèles permettant de caractériser une surface peuvent exister, pour des paramètres d'acquisitions spécifiques. De plus, ces indices fonctionnent avec des données calibrées en réflectance, ce qui peut être contraignant pour des applications temps réel en extérieur. Ils sont donc peu résistants aux variations d'éclairage [1] et inadéquats sur des images partiellement ombragées. Bien que quelques études existent pour la recherche des meilleurs bandes spectrales et l'optimisation des coefficients (généralement 2 ou 3 bandes) [2], aucune étude ne semble rechercher la meilleure forme par approximation de fonction, utilisant toutes les données, qui permettrait de s'abstraire de ces deux problématiques.

2 Matériel et données

Les images ont été acquises avec la caméra multi-spectrale Airphen (Hyphen, Avignon, France) et configurée en utilisant six bandes spectrales centrées sur 450, 570, 675, 710, 730 et 850 nm. Le choix de ces bandes spectrales a été défini par une étude antérieure [3]. Ainsi 91 images ont été acquises et annotées entre 2019 et 2020 (figure 1) dans des conditions climatiques différentes (soleil, matin, soir, pluvieux, nuageux et partiellement ombragées) et sur deux sites : INRAe (Montoldre, Allier, France) et à AgroSup (Dijon, Bourgogne, France). Ces données sont utilisées pour l'apprentissage (80%) et le test (20%).

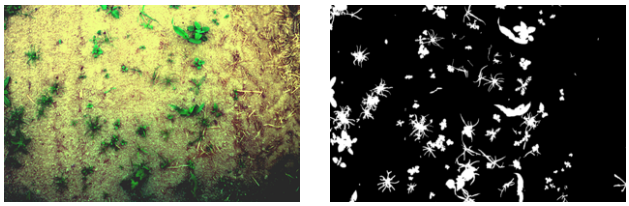

FIGURE 1 – Exemple en fausse couleur d'une image acquise avec la caméra multi-spectrale (gauche) et sont annotation manuelle, utilisée pour l'apprentissage (droite)

3 Indices standards de végétation

À partir de la base de données d'indices IDB [2] (indexdatabase.de), 89 indices de végétation ont été identifiés comme étant compatibles avec nos longueurs d'onde. Ces indices ont été évalués afin de comparer les performances.

4 DeepIndices

Les deux formes les plus récurrentes d'indice de végétation correspondent à une **combinaison linéaire** et à un **rapport de combinaison linéaire** et peuvent être généralisées pour prendre en compte toutes les bandes spectrales. Trois autres modèles sont intéressants à optimiser car ils peuvent approximer toutes fonctions, présentés ci-dessous :

Fonction polynomiale Selon le théorème de Stone-Weierstrass, toute fonction continue définie sur un segment peut être uniformément approchée par une fonction polynomiale. Et permet aussi de résoudre les équations partiellement différentiable [4].

Approximateur de fonction universelle Le modèle gaussien de l'espace colorimétrique [5] montre que la distribution spatio-spectrale de l'énergie de la lumière incidente E est l'intégration pondérée du spectre ρ_i. $E(\rho_i)$ peut être décrit comme une série de Taylor. Utilisable pour décomposer les spectres vers un indice colorimétrique.

Opérateur morphologique dense Comme pour les séries de Taylor, les fonctions continues par morceaux peuvent êtres approximées par des opérateurs morphologiques tels que la dilatation et l'érosion [6]. Plusieurs érosions et dilatations sont définies pour chaque bande spectrale i avant d'être combinées linéairement.

5 Résultats & Discussion

indices standard	train	test
MTVI 1	81.46	73.71
Enhanced Vegetation Index 2	87.06	67.94
Enhanced Vegetation Index 3	71.52	65.05
NDVI	90.64	63.98

TABLE 1 – Top 4 des scores des test des indices standards

deep indices	train	test
Combinaison linéaire	95.37	80.36
Rapport de combinaison linéaire	95.84	81.35
Fonction polynomiale	95.46	81.21
Approximateur de fonction universelle	95.92	81.49
Opérateur morphologique dense	96.24	82.19

TABLE 2 – Meilleurs scores des DeepIndices

Ces résultats démontrent que les Deep indices sont plus performants dans la segmentation sol/végétation que les indices standards. De plus, ceux-ci, appris sur une base de données non calibrées et issues de traitement du signal, ne nécessitent pas de calibration préalable à leurs utilisations.

6 Conclusion

Dans ce travail, différents indices standards de végétation ont été évalués ainsi que de nouveaux indices profonds à travers différents modèles permettent de reconstruire la fonction de transfert. Parmi les 89 indices de végétation standard testés, le MTVI (Modified Triangular Vegetation Index 1) donne les meilleurs résultats. Les résultats nous permettent de conclure que toute combinaison linéaire simple est tout simplement plus efficace que l'ensemble des indices standards. Ces modèles avancés suggèrent que les données non calibrées peuvent être utilisées efficacement. Les opérateurs morphologiques denses plus performant, montre également que la solution est une fonction continue par morceaux. Nous convenons donc qu'il est important d'optimiser à la fois la structure arithmétique de l'équation et les coefficients des bandes spectrales. Ils permettent également de prendre en compte la variation de l'éclairage dans l'équation et donc de s'abstraire d'un problème difficile qui est le calibrage radiométrique des données. Ainsi, les images partiellement ombrées sont correctement évaluées, ce qui n'est pas possible avec les indices standards.

Références

[1] Lifu Zhang, Xuejian Sun, Taixia Wu, and Hongming Zhang. An analysis of shadow effects on spectral vegetation indexes using a ground-based imaging spectrometer. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12 :1–5, 11 2015.

[2] V Henrich, E Götze, A Jung, C Sandow, D Thürkow, and C Gläßer. Development of an online indices database : Motivation, concept and implementation. In *Proceedings of the 6th EARSeL Imaging Spectroscopy SIG Workshop Innovative Tool for Scientific and Commercial Environment Applications, Tel Aviv, Israel*, pages 16–18, 2009.

[3] Marine Louargant, S. Villette, Gawain Jones, N. Vigneau, J.N. Paoli, and Christelle Gée. Weed detection by uav : simulation of the impact of spectral mixing in multispectral images. *Precision Agriculture*, pages 1–20, 06 2017.

[4] Hongli Sun, Muzhou Hou, Yunlei Yang, Tianle Zhang, Futian Weng, and Feng Han. Solving partial differential equation based on bernstein neural network and extreme learning machine algorithm. *Neural Processing Letters*, pages 1–20, 2018.

[5] Jan-Mark Geusebroek, Rein van den Boomgaard, Arnold Smeulders, and Anuj Dev. Color and scale : The spatial structure of color images. pages 331–341, 06 2000.

[6] Ranjan Mondal, Sanchayan Santra, and Bhabatosh Chanda. Dense morphological network : An universal function approximator. *CoRR*, abs/1901.00109, 2019.

View publication stats