

Open in app ↗

Get unlimited access



Search Medium



Alta Robotics

Feb 23 · 12 min read



Save



# Papier Blanc - Apprentissage profond et agriculture

Apprentissage profond en precision agriculture :

Cas du réseau siamois dans la classification des plantes

## Résumé

L'apprentissage profond est une discipline de l'intelligence artificielle qui permet de résoudre des problèmes d'apprentissage complexes inspirés de données connues ou inconnues, de données structurées ou des données abstraites. Les méthodes comparatives d'apprentissage profond en occurrence de few shot learning sont de plus en plus utilisées dans le secteur agricole. Le present papier blanc se propose d'étudier des problèmes détection de maladies de plantes par le biais de l'algorithme de reseau de neurones siamois une sous branche du few shot learning.

## Introduction

### A- Les méthodes empiriques technologique dans l'agriculture

La détection des maladies de plantes est une problématique importante pour les agriculteurs. Elle leur permet de pouvoir traiter adéquatement les maladies et de prendre les mesures appropriées afin de les prévenir. Selon les types de plantes, il existe une grande variété de maladies ou d'infections liées aux insectes parasites. Ces



insectes parasites ou ces infections pourraient avoir de l'influence sur la quantité et la qualité des récoltes.

Plusieurs solutions ont été développées à travers le temps dans le but de détecter les maladies sur les cultures. La méthodologie utilisée est proche de celle de la médecine contemporaine avec une démarche scientifique observation — interprétation — diagnostic. La phase d'observation comprend : information préalable sur les champs et l'observation des cultures, la phase d'interprétation comprend : l'échantillonnage, l'étude en laboratoire si nécessaire, le conseil d'experts et la phase de diagnostic comprend : la détection finale et les recommandations. La prise d'information permet de réunir toutes les informations relatives à la culture, au sol, aux types de fertilisant et la méthode d'irrigation. Tous les facteurs tels que la qualité des feuilles, la présence de mauvaises herbes, la présence d'insectes parasites et l'influence du climat devraient être pris en compte pour avoir un diagnostic optimal. Certains de ces éléments peuvent être envoyés en laboratoire afin d'y être étudiés de façon plus approfondie, puis interprétés par des experts qui produiront par la suite le diagnostic final et les recommandations. Toutes ces opérations sont fastidieuses et le processus pourrait prendre plusieurs mois dépendamment de l'étendue de la surface de la culture.

Les méthodes les plus récentes utilisent des technologies modernes pour procéder à la détection des maladies de plantes. Pour l'observation il s'agira d'aéronefs ou de drones muni de caméras spécialisées ou d'images satellites avec différentes qualités de précision. Pour l'interprétation et l'échantillonnage des smartphones pour la prise de photo des feuilles et de la culture, des capteurs au sol pour extraire les composants liés à la qualité du sol, des logiciels qui pourront rassembler et traiter toutes les informations relevant de l'observation.

## **B- Les avantages de l'intelligence artificielle dans l'agriculture**

Les méthodes empiriques permettent aux agriculteurs de mieux se familiariser avec leur culture. Ils parcourent la surface, relèvent les informations par eux-mêmes et communiquent avec les laboratoires ou les experts. Elles sont plus longues et nécessitent beaucoup d'équipements, de coûts et de logistique. La probabilité d'avoir des erreurs aussi bien dans l'observation que dans les diagnostics est donc très grande car très peu d'optimisation et d'automatisation. La fatigue et les erreurs d'observation

humaines pourraient biaiser les rapports et la qualité des informations. Les conseils des experts par ailleurs sont d'une grande aide.

Les méthodes modernes sont plus automatisées avec des capteurs précis conçus pour la prise d'information avec précision. Les erreurs sont minimales avec l'absence des facteurs humains fatigue distance et procédé en laboratoire complexe. Les logiciels d'interprétation sont programmés sur la base d'expériences d'experts en agronomie et sont spécialisés. Des logiciels plus modernes utilisent l'intelligence artificielle avec les réseaux de neurones pour l'analyse des résultats, le diagnostic et la détection finale. Des experts pourraient confirmer et enrichir les résultats produits pour les logiciels afin d'assister avec une expérience humaine les diagnostics finaux.

Parmi les solutions en intelligence artificielle plusieurs options sont envisageables. Pour la détection il s'agira de régression et pour l'interprétation la classification. Nous nous intéresserons à l'algorithme des réseaux de neurones notamment les réseaux de neurones siamois pour pouvoir effectuer une détection optimale et précise.

## **1- Les algorithmes comparatifs de deep learning**

### **A- Le cosinus de similarité à l'origine des réseaux siamois**

Les réseaux de neurones siamois sont issus des algorithmes de cosinus de similarité. Le principe est de réduire les deux informations dans un espace vectoriel dans lequel il compare un échantillon de photographie de plantes malades avec une nouvelle photo échantillon de plantes et évalue leur similarité. L'algorithme de cosinus de similarité est l'algorithme de base dans l'algorithme de réseaux de neurones siamois. La comparaison et l'évaluation de l'évolution de deux modèles sont des problèmes essentiels à résoudre en intelligence artificielle. Il s'agira de représenter dans un espace vectoriel les deux données à comparer puis de calculer la distance euclidienne entre les deux vecteurs. La valeur de la distance euclidienne entre les deux vecteurs révèle la similarité entre les deux documents.

L'application du cosinus de similarité dans l'apprentissage machine est le tf-idf très utilisé pour la segmentation de texte ou la recherche de recommandation sur base de mots clés. À partir d'un très large corpus de texte il est possible d'extraire tous les

textes se rapportant à un mot clé avec une très grande performance réduisant la puissance de calcul et le temps d'exécution.

Pour le domaine agricole il sera possible d'exécuter l'algorithme de cosinus de similarité pour analyser du texte ou des images. Pour le corpus de texte il pourrait faire référence à l'analyse du comportement du client afin de trouver la variable qui permettrait de satisfaire au mieux sa demande. Par exemple les produits biologiques sont ils prisés pour un client en particulier, nous pourrions faire une recherche sur un corpus de données concernant ce client avec le mot clés biologiques afin de savoir les commandes biologiques qu'il aurait effectuées, sur quelle fréquence, quel type de produits selon le type de résultat que nous aimerions extraire. La fonction mathématique associée au cosinus de similarité est la suivante:

$$\text{cosine similarity} = S_C(A, B) := \cos(\theta) = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}},$$

Fig 1: Formule mathématique du cosinus de similarité

## B- Le few shot learning généralités

Le few shot learning est un algorithme d'apprentissage machine qui permet de produire d'excellents résultats à partir d'entraînement et test sur une base de données très réduites. Il est la catégorie principale des réseaux de neurones siamois dans la classification des algorithmes de d'apprentissage profond.

Il imite la capacité humaine à apprendre et à étudier des cas rares. En l'occurrence l'humain pourrait faire la distinction entre deux objets à partir de de très peu d'observation pour ce qui concerne les cas rares nous pourrions . Il permet aux compagnies de réduire leurs dépenses en analyse et préparation de données car en effet les méthodes d'apprentissage machine classiques utilisent un grand nombre de données pour obtenir des modèles efficaces.

Il est très utilisé par exemple dans les cas de vision par ordinateur ( reconnaissance d'objet, classification d'images, classification video, location de scène ) en

apprentissage de langage naturel ( transition, complétion de phrases, classification de texte ) et en robotique ( apprentissage de mouvement ou de manipulation à partir d' un ou de très peu de démonstration ) pour n' en citer que quelques unes.

Il regroupe plusieurs concepts : connaissance à partir de similarités, concept du réseau de neurones siamois faisant l' objet de notre étude; concept de connaissance à partir d' apprentissage, incluant la technique très en vogue de l' apprentissage par renforcement; ainsi que le concept de connaissance à partir des données incluant les statistiques neuronales et la technique d' analogie. La présente image propose la structure de l' algorithme de classification de plantes à partir d' un modèle de few shot learning.

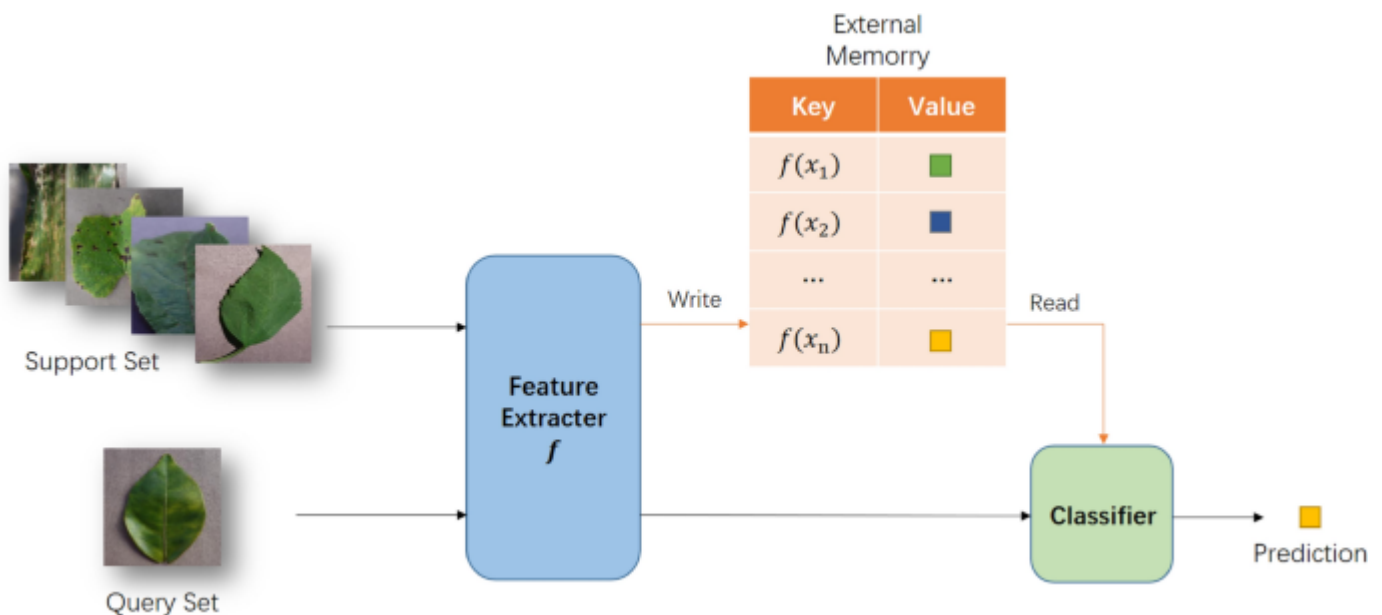


Fig 2: classification de plantes via le few shot learning

### C- Les réseaux de neurones siamois

Les réseaux de neurones jumeaux ou siamois ont pour particularité de posséder deux ou plusieurs sous-architectures neuronales identiques unies par une architecture commune en entrée. Cette structure particulière leur confère une grande efficacité d' estimation d' incertitude à partir d' un faible ensemble de données. L' avantage de cette méthode est qu' elle ne nécessite pas de nombreuses données et permet une analyse progressive des cultures tout au long de la saison. C' est une technologie qui est très utilisée afin d' observer l' évolution des images d' organes cancéreux tout au long du

traitement. C' est une architecture neuronale à plusieurs couches avec des méthodes d' optimisation. Cette méthode permettra de suivre l' évolution des plantes pendant leur traitement après la détection initiale de la maladie tout au long de saison.

Cet algorithme a été développé dès son origine pour les problèmes de reconnaissance d' image en l' occurrence la reconnaissance d' empreinte digitale, signature manuscrite enfin la reconnaissance faciale, de parole et d' objet. Il possède de nombreux avantages à savoir sa robustesse face aux classes non balancées, son aisance à être associé à un classificateur par rapport aux autres réseaux de neurones, son efficacité dans l' apprentissage des similarités linguistiques ( très prisés pour les moteurs de recherche et l' apprentissage du langage naturel ).

Dans le domaine médical, les données de cas rares sont très limitées. Il pourrait avoir des problèmes de surapprentissage avec les données très limitées de disponible. De ce fait le réseau siamois s' avère une solution très efficace car il s' appuie sur le principe de comparaison. Ce sont des modèles qui pourraient être applicables également au domaine agricole pour la santé des cultures. Nous pourrions avoir des images de plantes en bonne sante et de plante malade en entree puis via le reseau determiner la comparaison ou l evolution de la sante des cultures. La présente figure vous propose une simple architecture de l' implémentation du réseau siamois pour un problème de détection d' écriture manuscrite.

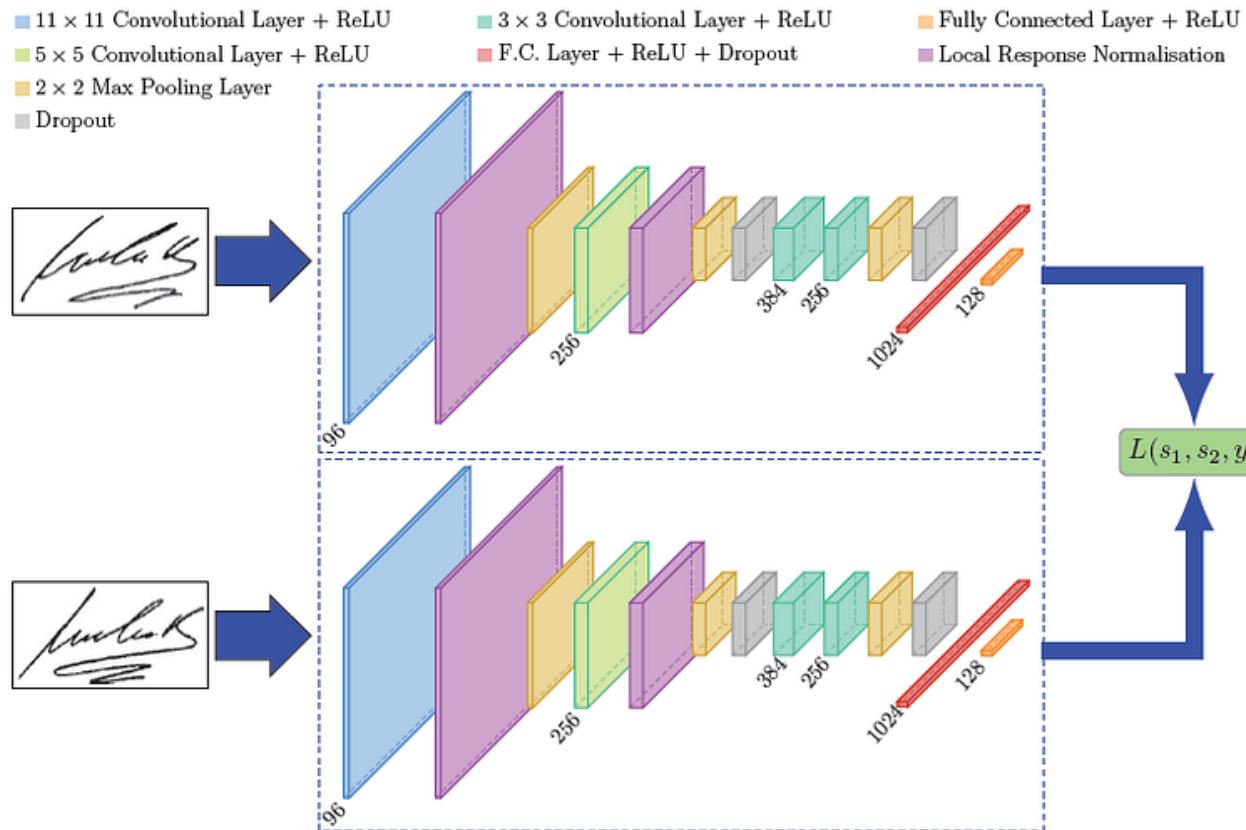


Fig 3: Architecture du réseau de neurones siamois

### 3- Etudes de cas

#### A- Apprentissage profonds et classification de plantes: cas du EfficientNet-B0

Ce cas d'utilisation présente la conception d'un réseau de neurones pour la détection de maladies sur les maladies Fungi de blé. Le réseau de neurones à l'origine de cette étude est appelé EfficientNet-B0 architecture. Nous verrons ensemble les détails de cette architecture et son implémentation.

La première étape de cette étude est la préparation des données:

- Cette préparation passe par la collection des données issues de ICLR Workshop Challenge et de CGIAR Computer Vision for Crop.
- La filtration des images se compose de la non redondance des données
- Le labelling des images permet de définir la caractéristique associée à l'image afin de la préparer pour la suite. Les images possèdent six types de maladies à savoir le

leaf rust, le powdery mildew, septoria, stem rest et yellow rust ) et le cas plante saine ou en germination

La deuxième étude est l'implémentation de l'architecture:

- La base de données image est divisée en trois parties :

données d'entraînement ( 60% ) – données de validation ( 20% ) – données de test ( 20% )

- la définition du modèle de sélection dans notre cas il s'agira du ImageNet Transfer Learning
- la définition du réseau de neurone dans notre cas EfficientNet-30 avec les couches totalement connectées les unes aux autres
- la définition de la stratégie de sélection soit baseline, baseline augmentation ou baseline augmentation, EDA style transfer
- la dernière phase est l'optimisation des paramètres du réseau de neurones

La structure du réseau de neurones est de plusieurs parties :

1 Conv3x3, 1 MBConv1/k3x3, 3 MBConv6/k5x5, 4 MBConv6/k3x3, 1 Conv1x1 le pooling et FC. Le code Conv se réfère au réseau convolutionnel et le code Mbconv se réfère au réseau convolutionnel mobilenet qui est un réseau de neurones adaptés aux applications mobiles. Le Pooling et FC sont des structures d'optimisation des paramètres.



Stage $i$	Operator $\hat{\mathcal{F}}_i$	Resolution $\hat{H}_i \times \hat{W}_i$	#Channels $\hat{C}_i$	#Layers $\hat{L}_i$
1	Conv3x3	$224 \times 224$	32	1
2	MBConv1, k3x3	$112 \times 112$	16	1
3	MBConv6, k3x3	$112 \times 112$	24	2
4	MBConv6, k5x5	$56 \times 56$	40	2
5	MBConv6, k3x3	$28 \times 28$	80	3
6	MBConv6, k5x5	$14 \times 14$	112	3
7	MBConv6, k5x5	$14 \times 14$	192	4
8	MBConv6, k3x3	$7 \times 7$	320	1
9	Conv1x1 & Pooling & FC	$7 \times 7$	1280	1

Fig 3: Structure du EfficientNet-B0

## B- Few shot learning et classification de plantes

Le few shot learning est en général considéré comme un problème N-Way K-shot avec N le nombre de catégories et K le nombre d'échantillons dans chaque catégorie. La stratégie de d'apprentissage comprend des tests et des validations d'apprentissage, mais la stratégie de test comprend les méta-apprentissages et les méta-tests, qui sont en quelque sorte des phases de sous apprentissage à l'intérieur des phases de test . Et les méta-tests sont utilisés respectivement pour trouver, ajuster et tester les performances du réseau. Concrètement, ce cas d'utilisation vise à classifier le type de plantes en fonction d'une image passée en entrée. Le set de support contient toutes les catégories en entrée et les set de requêtes , tous les items en entrées. Nous avons deux types de fonctions: l' une pour le premier réseau de neurone et la deuxième pour le deuxième réseau siamois. Les deux entrées mènent à des architectures neuronales similaires. En sortie nous aurons une architecture qui permettra de calculer la distance euclidienne entre les deux caractéristiques issues des sets de supports et des set de requêtes. La distance euclidienne est en fait issue de l' algorithme de cosinus de similarité qui conduit à la prédiction. Il existe également une autre méthode toujours présente dans le même cas d'utilisation qui permet d' utiliser une mémoire externe. Cette mémoire externe est utilisée juste après l' extracteur de fonctionnalités. Cette mémoire possède une variante de l'algorithme de mémoire à long terme ( Long short

term memory ) appelé le Neural Turing Machine mieux adapté aux architectures du few shot learning.

Les deux dernières méthodes du cas d' utilisation sont le data augmentation et l' optimisation de paramètre. La méthode d' optimisation de paramétrage est très fastidieuse à réaliser par ailleurs la méthode de data augmentation s'avère plus légère. La méthode de data augmentation consiste en la production de plus de données pour pallier au problème de manque de données généralement rencontrées dans le cas de les problèmes du few shot learning. En amont du réseau de neurones est incrusté un algorithme de data augmentation qui passe en entrée les données ordinaires. Cet algorithme permet de générer un très grand nombre de données en entrée en utilisant la rotation, l' intersection, le clipping et le flipping à partir des images courantes et les acheminer vers le réseau de neurones du few shot learning. À partir de ces méthodes nous pouvons déduire le tableau des résultats suivants en pourcentage de succès:

## Method

### Results on Omniglot dataset

( 5 shots )

### Results on Mini-ImageNet dataset

( 5 shots )

Data augmentation

-

78.16

Metric learning

99.8

82.41

External memory

99.77

70.13

Parameter optimization

98.90

79.5

Fig 5 : Tableau des résultats — étude de cas few shot learning

#### 4- Conclusion

Les techniques de deep learning pour la détection de maladie de plantes varient les unes des autres. Elles permettent selon le problème posé d'adresser des solutions particulières en l'occurrence selon leur efficacité. Elles découlent des algorithmes de machines learning à savoir le cosinus de similarité le few shot learning et plus précisément la solution choisie dans le papier blanc qui est le réseau de neurones siamois.

Le réseau de neurones siamois est une solution pour les problèmes de reconnaissance et de classification. Elle utilise une architecture comparative avec deux branches similaires. Elle se distingue pour son efficacité sur les cas rares et les études comparatives dans le temps ainsi que les problèmes d'apprentissage ayant une base de données réduites.

Les deux études de cas présentées dans le présent papier ont permis de déterminer l'efficacité des méthodes d'apprentissage profond dans la détection de maladie des plantes et de présenter diverses architectures d'implémentation du few shot learning. La méthode d'implémentation la plus efficace est celle du metric learning avec un taux de réussite d'environ 82%. Une combinaison de détection et de classification serait une solution idéale à envisager pour le cas du réseau de neurones siamois afin de profiter de sa robustesse et de sa fiabilité.

#### 5- Remerciement

Nous voulons à travers ce papier remercier tous les membres de l'équipe de Alta Robotique ainsi que le président de son conseil d'administration Mr Stuart Browne. Ce papier blanc a été écrit par Ange Brika co-founder de Alta Robotique. Alta se concentre sur une recherche et un développement robustes afin de fournir à ses clients les solutions les plus adaptées pour répondre à leurs besoins.

Le développement et la mise à niveau de la technologie de l'IA pour l'Ag-Drone sur une base continue assure les clients d'Alta sont toujours en utilisant la technologie la plus à jour et de pointe et, par conséquent, sont fournis avec les données les plus informatives disponibles. Pour des études d'intelligence artificielle computer vision ou deep learning ou pour obtenir plus d'informations sur nos logiciels alta-drone, vous pouvez nous contacter aux coordonnées ci-dessous.

Coordonnées :

[www.dronecity.net](http://www.dronecity.net) / [info@dronecity.net](mailto:info@dronecity.net) / [@altaroboticscanada](https://www.instagram.com/altaroboticscanada) /

<https://www.linkedin.com/company/alta-robotics-canada/>

**Source:**

<https://www.mdpi.com/1424-8220/18/8/2674>

[https://en.wikipedia.org/wiki/Cosine\\_similarity](https://en.wikipedia.org/wiki/Cosine_similarity)

[https://openaccess.thecvf.com/content\\_cvpr\\_2018/papers/Sung\\_Learning\\_to\\_Compare\\_CVPR\\_2018\\_paper.pdf4](https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2018/papers/Sung_Learning_to_Compare_CVPR_2018_paper.pdf4)

<http://agri.ckcest.cn/file1/M00/01/01/Csgk0V8OuqSAaGSnAC19FeHu8VE971.pdf><https://ieeexplore.ieee.org/document/8821098>

[https://www.enib.fr/~buche/article/FLAIRS\\_18.pdf](https://www.enib.fr/~buche/article/FLAIRS_18.pdf)

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8706936>

<https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1911/1911.07702.pdf>

[https://openaccess.thecvf.com/content\\_ICCV\\_2017/papers/Guo\\_Learning\\_Dynamic\\_Siamese\\_ICCV\\_2017\\_paper.pdf](https://openaccess.thecvf.com/content_ICCV_2017/papers/Guo_Learning_Dynamic_Siamese_ICCV_2017_paper.pdf)

Deep Learning

Agriculture Technology

Sustainability