Classification d'images satellites de champs

Musab Karatas
Mohammed Chahbaoui
Thomas Hitchon

Contexte et Problématique

Contexte :

L'exploitation des données satellites est essentielle pour surveiller et optimiser les pratiques agricoles.

La classification des images satellitaires permet d'identifier les types de cultures sur des parcelles agricoles.

Problématiques :

Méthodologie : Comment développer des modèles de classification?

Classes déséquilibrées : Quelle approche adopter face au déséquilibre des classes de cultures ?

Choix du modèle : Quels sont les meilleurs modèles ?

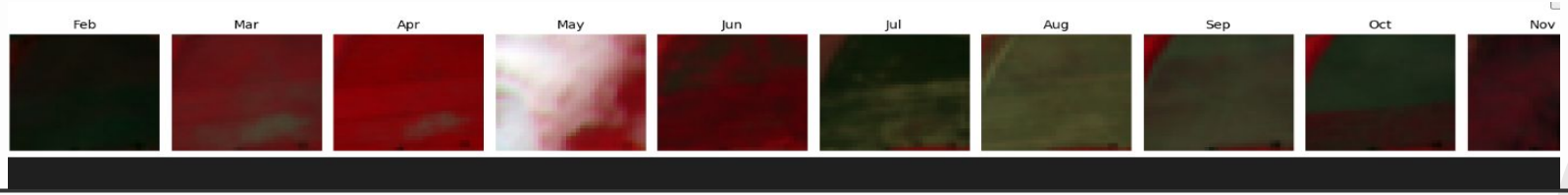
Paramètres critiques : Quels facteurs impactent les performances des modèles ?

Description des données

Les données proviennent d'images satellites mensuelles sur 10 mois, une entrée du jeu de donnée correspond à:

- 10 images : une par mois. (Février -> Novembre)
- avec 3 canaux spectraux : B08 proche infrared, B04 rouge, B03 vert
- dimension des images : 32x32 pixels
- la classe associé à la série d'image (le type de culture)

→ L'objectif est donc de les **classifier** en fonction du type de culture parmi 20 classes distinctes, telles que le blé tendre de printemps ou d'hiver, le maïs, ou encore la luzerne.



Proposition d'approche

Régression logistique

Modèle simple et interprétable, efficace pour la classification multiclasse avec des données tabulaires.

Random Tree Forest

Résilient au surapprentissage, gère bien les déséquilibres de classes, permet d'ajuster le poids en fonction de la représentation des classes.

CNN (Convolutional Neural Networks)

Puissant pour les données d'images, capable d'extraire des caractéristiques visuelles complexes.

Protocole expérimental

1

Préparation des données

2

Modélisation

3

Entraînement & évaluation

Régression logistique

Régression logistique

Préparation des données

Aplatition et standardisation des données pour une meilleure convergence et gestion du déséquilibre des classes avec class_weights.

Modélisation

Création de deux modèles : un sans régularisation et un avec régularisation L2 (C=0.01), trouvé via **GridSearchCV**.

Entraînement & évaluation

Les deux modèles ont été entraînés avec l'algorithme **lbfgs**, puis évalués à l'aide de métriques (F1-score, précision, rappel, accuracy) et d'une matrice de confusion.

Régression logistique

- Présentation des résultats du modèle et discussions :

Accuracy : 0.62 0.63

	Modèle 1 sans régularisation l2			Modèle 2 avec régularisation l2		
	Précision	Rappel	F1-score	Précision	Rappel	F1-score
marco avg	0.43	0.44	0.42	0.47	0.46	0.45
weighted avg	0.71	0.62	0.63	0.73	0.63	0.64

Random Tree Forest

Random Tree Forest

Préparation des données

Aplatissement des données. Pas besoin de normalisation.
Utilisation de class_weights pour équilibrer le jeu de données

Modélisation

Utilisation de GridSearchCV: on a retenu 2 modèles:
-un modèle profonds complexe
-modèle limité en profondeur, plus simple, généralise plus

Entraînement & évaluation

Comme pour régression logistique, plusieurs entraînements et plusieurs tests.

Random Tree Forest (résultats)

-modèle 1: grande profondeur, capture relations complexes. Tend au surapprentissage
-modèle 2: capacité réduite, favorise généralisation et identifie mieux les instances de la classe minoritaire, ce qui réduit les faux négatifs

	RandomForest Modèle 1			RandomForest Modèle 2		
	Précision	Rappel	F1-score	Précision	Rappel	F1-score
marco avg	0.53	0.45	0.45	0.53	0.47	0.46
weighted avg	0.72	0.71	0.69	0.75	0.73	0.71

Convolutional Neural Network (CNN)

Réseaux de convolution

Préparation des données

Transposition et normalisation min max des données.

Modélisation

Deux modèles aux architectures similaires, le second utilisant des méthodes de régularisation.

Entraînement & évaluation

Optimiser Adam, sparse_categorical_crossentropy, early stopping sur le second modèle.

Réseaux de convolution

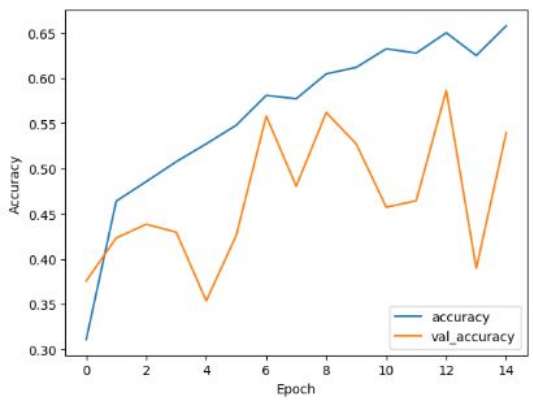
Architectures des Modèles :

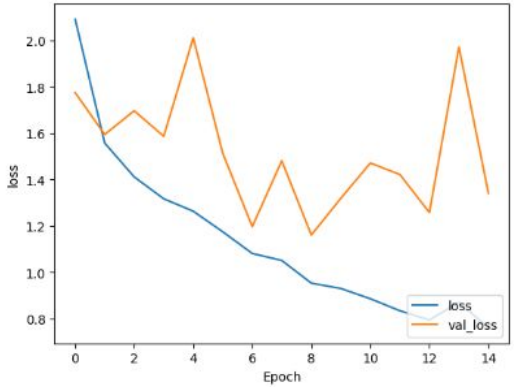
Conv3D(32, (3,3,3), relu)
MaxPooling3D
Conv3D(64, (3,3,3), relu)
MaxPooling3D
Dense(128, relu)
Dense(20, softmax)

Ajouts pour éviter l'overfit :

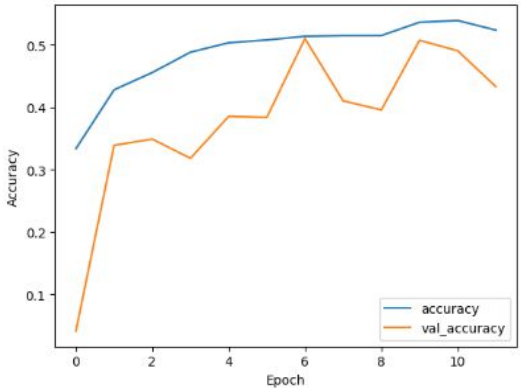
Normalisation l2, C=0.01
BatchNormalization après Pooling
Dropout(0.5) entres les couches Denses

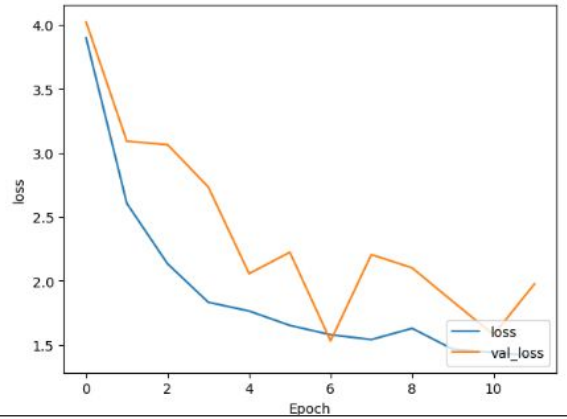
Modèle simple





Modèle avec les ajouts





Résultats des CNN

	CNN Modèle 1			CNN Modèle 2		
	Précision	Rappel	F1-score	Précision	Rappel	F1-score
marco avg	0.45	0.48	0.39	0.43	0.39	0.34
weighted avg	0.72	0.54	0.57	0.73	0.43	0.48

Modèles avec pondération sur les mois

- Test des mois indépendamment deux par deux pour identifier les mois les plus discriminants

- Attribution de poids plus importants aux mois discriminants lors de l'entraînement et les tests

- Régression logistique et CNN

Résultats avec pondération sur les mois

- Mois les plus discriminants: Avril-Mai

- Résultats insatisfaisants pour les 2 modèles

- 2 théories sur l'échec:
  → Overfitting
  → Mauvaise implémentation

Conclusion

Meilleurs scores globaux : modèle Random Forest 2 (le moins profond) weighted avg f1-score et accuracy les plus élevés.

Modèles les plus robustes : régression logistique avec régularisation et les deux Random Forest car ils ont la meilleure prise en compte des classes déséquilibrées (macro-avg : 0.45-0.46).