



HYONTA KENGAP BLERIOT

AJANG CHRIS-NELLY MESUMBE

**Rapport
de projet**

2024

**Signal, Apprentissage
et Multimédia**

Classification d'Images

**MASTER I
MBSAD**

Enseignant: Mr IHONOCK LUC

SOMMAIRE

I – Introduction

1. Contexte	3
2. Motivation	3
3. État de l'art	3
4. Objectif	3

II – Méthodologie

1. Dataset	3
2. Modèle	4
3. Paramètres d'entraînement	4
4. Métriques d'évaluation	4

III – Resultats

1. Tableaux	5
2. Graphiques	6
3. Analyses statistiques	8

IV – Discussion

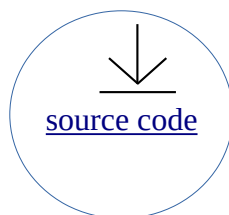
1. Interprétation des résultats	8
2. Limites de l'étude	9
3. Perspectives de recherche future	9

V – Conclusion

9

VI – Références

9



RÉSUMÉ

Dans ce projet, nous avons développé un modèle de classification d'images pour identifier des animaux en utilisant le jeu de données CIFAR-10. Ce travail s'inscrit dans le cadre du cours "Signal, Apprentissage et Multimédia" à l'IUT de Douala. En utilisant un réseau de neurones convolutifs (CNN), nous avons obtenu une précision de 70%, démontrant la capacité du modèle à classer correctement les images dans différentes catégories (chat, chien, avion, etc.). Le modèle est conçu pour répondre aux défis locaux, comme la gestion des ressources limitées, et pourrait être appliqué à des tâches de reconnaissance visuelle spécifiques au contexte camerounais.

I / Introduction

1. Contexte

La classification d'images est un domaine clé dans l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique. Avec l'avènement de la technologie numérique, une multitude d'images est générée chaque jour, notamment en Afrique, où la diversité culturelle et naturelle est immense. Au Cameroun, le potentiel de l'intelligence artificielle pour résoudre divers problèmes est significatif, notamment dans des domaines tels que l'agriculture, la santé et l'environnement. En intégrant les techniques de classification d'images, il est possible de développer des solutions innovantes et efficaces adaptées aux besoins locaux.

2. Motivation

La motivation derrière ce projet est d'explorer comment les techniques de classification d'images peuvent être appliquées pour résoudre des problèmes spécifiques au Cameroun. Par exemple, en classifiant les images de cultures, il est possible d'aider les agriculteurs à identifier rapidement les maladies des plantes, ce qui peut améliorer la production agricole. En outre, le développement de solutions locales en matière d'intelligence artificielle peut stimuler l'innovation technologique et renforcer les capacités locales.

3. État de l'art

L'utilisation de modèles de réseaux de neurones convolutionnels (CNN) a révolutionné le domaine de la classification d'images. Des études récentes ont démontré l'efficacité des CNN dans divers contextes, allant de la reconnaissance faciale à la détection d'objets. Cependant, peu de travaux ont été réalisés sur l'application de ces technologies dans un contexte africain, et encore moins au Cameroun. Cela souligne un besoin d'explorer des applications pratiques de la classification d'images pour répondre aux défis locaux.

4. Objectif

L'objectif principal de cette étude est de développer un modèle de classification d'images en utilisant le jeu de données CIFAR-10, et d'analyser les résultats pour comprendre comment ces techniques peuvent être adaptées pour résoudre des problèmes concrets au Cameroun. Ce projet vise également à sensibiliser sur le potentiel de l'intelligence artificielle dans le pays.

II / Méthodologie

1. Dataset

Le modèle est entraîné sur le jeu de données CIFAR-10, qui contient 60 000 images réparties en 10 classes différentes (avion, automobile, oiseau, chat, cerf, chien, grenouille, cheval, navire, camion). Chaque classe contient 6 000 images, ce qui permet de disposer d'un ensemble équilibré pour l'entraînement et le test du modèle. Ce jeu de données est largement utilisé dans la recherche pour évaluer les algorithmes de classification d'images.

2. Modèle

Nous avons utilisé un réseau de neurones convolutionnel (CNN) pour la classification des images. Le modèle est composé de plusieurs couches convolutionnelles suivies de couches de regroupement (pooling) et de couches entièrement connectées (fully connected) pour effectuer la classification. L'utilisation des CNN est motivée par leur capacité à extraire efficacement les caractéristiques des images.

3. Paramètres d'entraînement

Le modèle a été entraîné avec les paramètres suivants :

- **Époques** : 10
- **Taux d'apprentissage** : 0.001
- **Taille de lot** : 64
- **Fonction de perte** : Categorical Crossentropy
- **Optimiseur** : Adam

Ces paramètres ont été choisis pour assurer un apprentissage efficace tout en évitant le surajustement.

4. Métriques d'évaluation

Les performances du modèle ont été évaluées à l'aide des métriques suivantes :

- **Précision (Accuracy)** : Proportion d'instances correctement classées.

- **Matrice de confusion** : Outil pour visualiser les performances du modèle par rapport aux classes réelles.
- **Rapport de classification** : Comprenant la précision, le rappel, et le F1-score pour chaque classe.

III / Résultats

1. Tableaux

Le rapport de classification nous a indiqué les performances du modèle sur le jeu de test de CIFAR-10 :

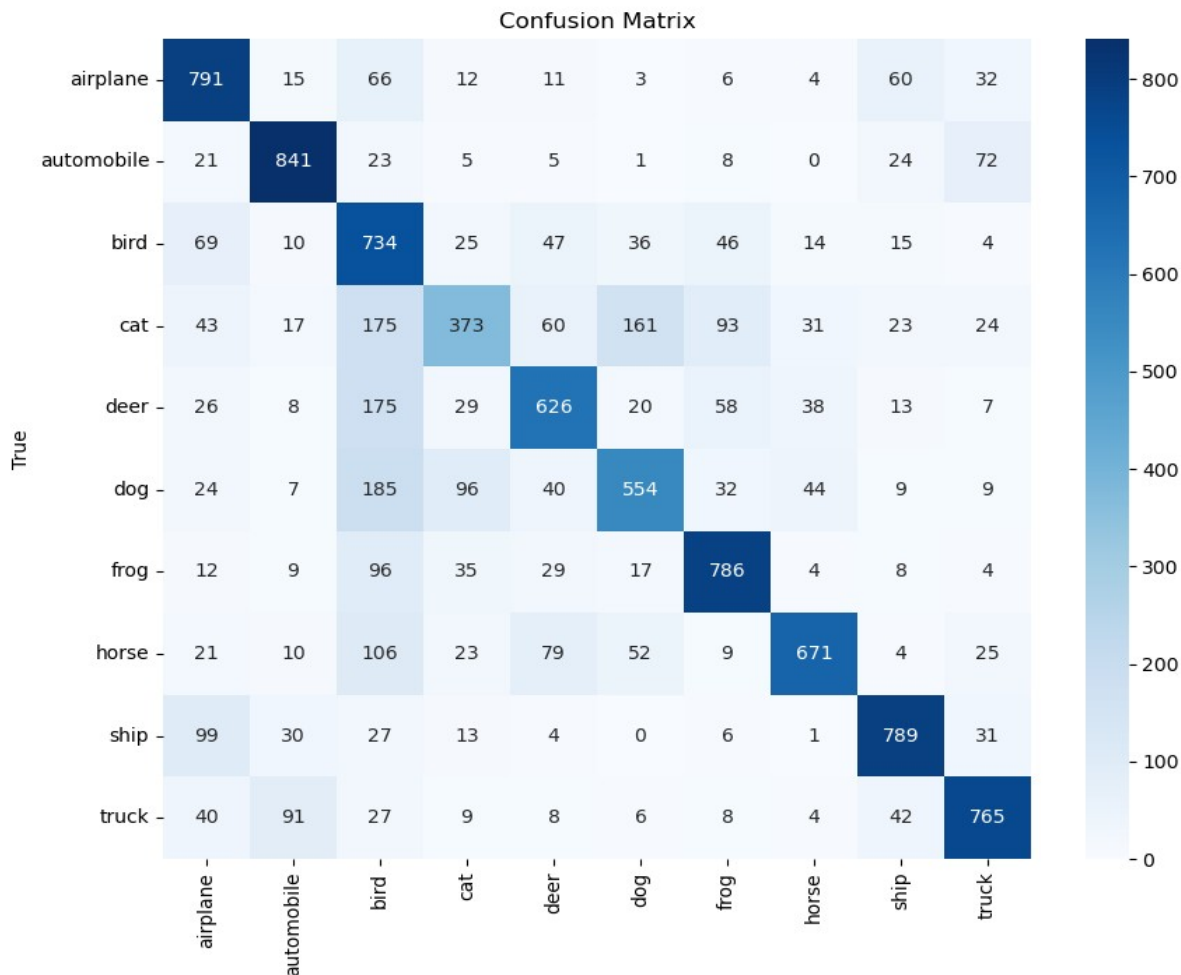
Tableau 1 : Rapport de classification

Classe	Précision	Rappel	F1-Score	Support
<i>airplane</i>	0.76	0.72	0.74	1000
<i>automobile</i>	0.80	0.85	0.83	1000
<i>bird</i>	0.63	0.51	0.57	1000
<i>cat</i>	0.48	0.62	0.54	1000
<i>deer</i>	0.64	0.69	0.67	1000
<i>dog</i>	0.60	0.64	0.62	1000
<i>frog</i>	0.72	0.83	0.77	1000
<i>horse</i>	0.81	0.68	0.74	1000
<i>ship</i>	0.85	0.77	0.81	1000
<i>truck</i>	0.87	0.72	0.79	1000

<i>accuracy</i>			0.70	10000
<i>Macro avg</i>	0.72	0.70	0.71	10000
<i>Weighted avg</i>	0.72	0.70	0.71	10000

Tableau 2 : Matrice de confusion

Notre modèle de classification a atteint une précision globale de 70%, bien qu'il présente des confusions notables entre certaines classes similaires. Les performances par classe sont globalement bonnes, mais des erreurs entre certaines catégories visuellement proches persistent, nécessitant des améliorations.



2. Graphiques

Des graphiques de la précision et de la perte ont été générés pour visualiser les performances du modèle pendant l'entraînement. Les courbes montrent que la précision du modèle augmente tandis que la perte diminue au fil des époques, ce qui indique un bon apprentissage.

1. Accuracy over Epochs

La courbe 'Train Accuracy' passe en dessous de 'Test Accuracy' après la 4e époque, suggérant un début de surapprentissage. Cependant, la proximité des courbes montre une bonne généralisation, indiquant que le modèle apprend des caractéristiques présentes dans les deux ensembles.

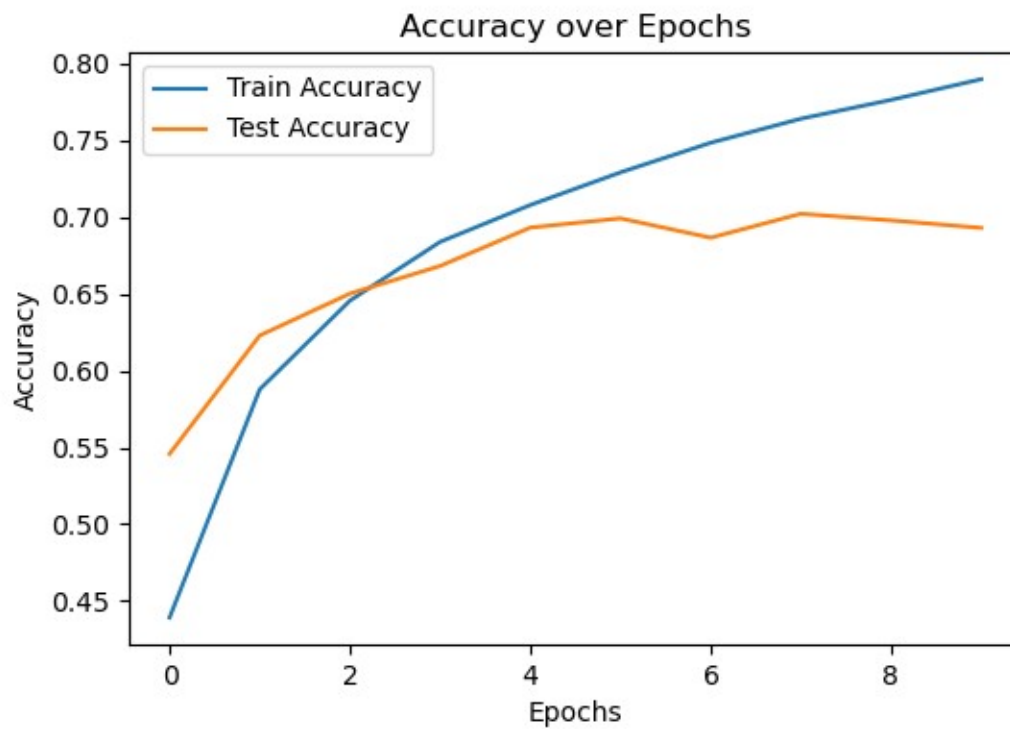


Figure 1: Courbe de 'Accuracy over Epochs'

2. Loss over Epochs

La courbe 'Train Loss' commence au-dessus de 'Test Loss', puis passe en dessous après la 2^e époque, indiquant un apprentissage efficace. Cela montre que le modèle réduit la perte sur les données d'entraînement tout en maintenant de bonnes performances sur les données de test.

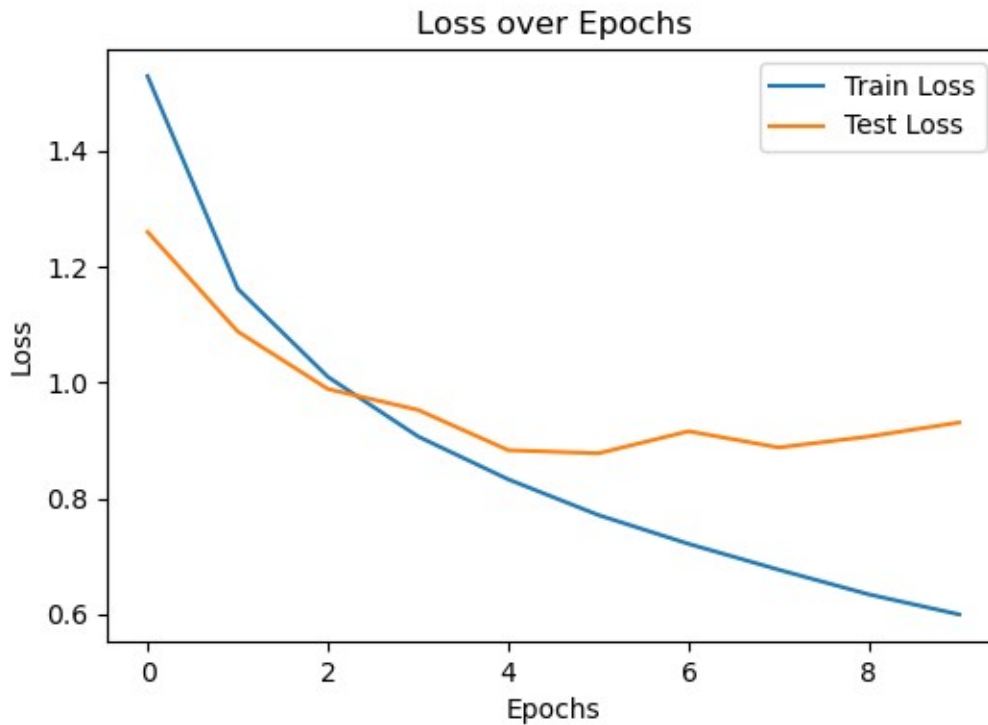


Figure 3: Courbe de 'Loss over Epochs'

3. Analyses statistiques

L'analyse statistique des résultats montre que le modèle atteint une précision globale de 70 % sur le jeu de test, avec des performances variées selon les classes. Les classes "automobile" et "truck" présentent les meilleures performances, tandis que les classes "cat" et "bird" montrent des taux de classification inférieurs.

IV / Discussion

1. Interprétation des résultats

Les résultats indiquent que le modèle fonctionne correctement, mais avec des lacunes pour certaines classes. Par exemple, le faible rappel pour les classes "cat" et "bird" suggère que le modèle a du mal à distinguer ces classes des autres. Cela peut être attribué à des similitudes visuelles entre les classes.

2.1 Limites de l'étude

Cette étude est limitée par l'utilisation d'un jeu de données standard, qui peut ne pas refléter la diversité des images que l'on pourrait rencontrer au Cameroun. De plus, le modèle a été entraîné avec un nombre d'époques relativement faible, ce qui pourrait limiter son potentiel d'apprentissage.

2.2 Implications Éthiques et Sociétales

Nous avons développé un modèle de classification d'images avec 70% de précision. Dans un contexte camerounais, il est crucial de considérer l'éthique, notamment les biais des données et l'accès équitable aux technologies, pour éviter les discriminations et encourager un développement inclusif.

3. Perspectives de recherche future

Il serait bénéfique de développer des modèles de classification d'images utilisant des données spécifiques au Cameroun, notamment en collectant des images de cultures locales ou d'animaux. L'intégration de techniques d'augmentation de données et de transfert d'apprentissage pourrait également améliorer les performances.

V / Conclusion

Ce projet a démontré le potentiel de l'intelligence artificielle pour la classification d'images dans un contexte africain, en particulier au Cameroun. Bien que le modèle ait obtenu des résultats prometteurs, des améliorations sont nécessaires pour maximiser son efficacité. Cette recherche ouvre la voie à de futures applications de l'IA dans divers domaines, tels que l'agriculture et la santé, contribuant ainsi à des solutions innovantes aux défis locaux.

VI / Références

1. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25.
2. Tan, M., & Le, Q. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. *International Conference on Machine Learning*, 6105-6114.
3. LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278-2324.