

Application Mobile pour la Classification d'Invertébrés Marins à partir des Images

Rapport de Projet INF4258



Encadreur : Pr. TSOPZE NOBERT

Étudiants :

NOUBISSI FOPA CHRISTIAN JUNIOR - 19M2315

ESSUTHI MBANGUE ANGE ARMEL - 24F2456

Juin 2025

Table des matières

1	Introduction	2
1.1	Contexte du projet	2
1.2	Problématique	2
1.3	Motivation	2
1.4	Objectifs du projet	2
1.5	Méthodologie générale	2
2	Revue des solutions existantes	3
2.1	Définition des concepts fondamentaux	3
2.2	Solutions existantes	3
2.2.1	OceanID	3
2.2.2	PlantNet	3
2.2.3	WoRMS (World Register of Marine Species)	3
2.3	Analyse critique	3
2.4	Positionnement de notre projet	3
3	Méthodologie / Approche	5
3.1	Présentation des données	5
3.2	Prétraitement des données	5
3.3	Augmentation des données	5
3.3.1	Général (sur l'ensemble des images d'entraînement)	5
3.3.2	Spécifique (sur les classes minoritaires)	5
3.4	Méthode de classification choisie	5
3.5	Justification du choix du modèle	6
3.6	Détails de l'entraînement	6
3.7	Métriques d'évaluation	7
4	Implémentation, résultats et discussion	8
4.1	Architecture de l'application	8
4.2	Environnement de développement	8
4.3	Résultats obtenus	8
4.4	Interprétation des résultats	8
4.5	Analyse critique	8
4.6	Code source	9
4.7	Captures d'écran	9
4.8	Limites de l'approche	11
4.9	Apports du projet	11
5	Considérations éthiques	12
5.1	Protection des données personnelles	12
5.2	Respect des espèces marines	12
5.3	Biais des données et discrimination algorithmique	12
5.4	Transparence et explicabilité	12
5.5	Responsabilité et usage	12
6	Conclusion générale	14
6.1	Récapitulatif des objectifs atteints	14
6.2	Bilan global	14
6.3	Ouvertures possibles / suites à donner	14
	Bibliographie	14

Introduction

Contexte du projet

La biodiversité marine, et particulièrement celle des invertébrés marins, représente un patrimoine naturel d'une richesse exceptionnelle mais souvent méconnue du grand public. Les invertébrés marins constituent plus de 98% des espèces animales marines connues et jouent un rôle crucial dans les écosystèmes marins. Cependant, leur identification sur le terrain reste un défi majeur pour :

- Les chercheurs et étudiants en biologie marine
- Les gestionnaires d'aires marines protégées
- Les plongeurs amateurs et professionnels
- Les acteurs de la conservation marine
- Le grand public

L'identification précise des invertébrés marins nécessite actuellement :

- Une expertise pointue en taxonomie
- L'accès à des guides spécialisés souvent volumineux et peu pratiques sur le terrain
- Du temps considérable pour la consultation de clés de détermination
- Une formation approfondie pour reconnaître les caractéristiques morphologiques distinctives

L'essor des technologies d'intelligence artificielle, particulièrement dans le domaine de la vision par ordinateur et du Deep Learning, offre de nouvelles perspectives pour :

- Automatiser et accélérer le processus d'identification des espèces
- Démocratiser l'accès à l'expertise taxonomique
- Contribuer à la science participative et à la collecte de données sur la biodiversité marine
- Sensibiliser le grand public à la richesse des écosystèmes marins

Problématique

De nombreuses parties prenantes – chercheurs, étudiants en biologie marine, gestionnaires d'aires protégées, plongeurs et même le grand public – rencontrent des difficultés pour identifier rapidement et avec précision les espèces d'invertébrés marins. Les méthodes classiques sont longues, nécessitent une expertise poussée et ne sont pas toujours disponibles sur le terrain.

Motivation

Avec les progrès du Deep Learning, il est aujourd'hui possible de concevoir des systèmes intelligents capables de classer les espèces à partir de simples photos. Cela ouvre la voie à des applications mobiles démocratisant l'accès à l'expertise taxonomique, contribuant à la science participative et sensibilisant à la protection des écosystèmes.

Objectifs du projet

Ce projet vise à concevoir une application mobile fonctionnant hors ligne capable d'identifier les espèces d'invertébrés marins à partir d'une photo, à l'aide d'un modèle de classification basé sur l'apprentissage profond. Il s'agira d'optimiser le modèle, concevoir une interface intuitive et intégrer une base de données locale.

Méthodologie générale

Le projet s'est déroulé en plusieurs phases : collecte et préparation des données, entraînement du modèle, conception des interfaces web et mobile, puis déploiement. Un soin particulier a été apporté au traitement éthique des données et à l'interaction avec les espèces marines (aucune manipulation physique d'espèce, seulement un rapprochement sans contact pour les prises de vue).

Revue des solutions existantes

Définition des concepts fondamentaux

Avant de présenter les solutions existantes, il est essentiel de rappeler certains concepts clés :

- **Classification d'images** : tâche consistant à attribuer une étiquette (ou classe) à une image donnée, souvent à l'aide de modèles d'apprentissage supervisé.
- **Apprentissage profond (Deep Learning)** : sous-domaine du machine learning basé sur des réseaux de neurones profonds, capable d'apprendre des représentations complexes à partir de grandes quantités de données.
- **Vision par ordinateur** : domaine de l'IA visant à permettre aux machines de « voir », c'est-à-dire d'interpréter des images ou des vidéos.
- **Modèle préentraîné** : modèle déjà entraîné sur une large base de données (par ex. ImageNet), utilisé comme point de départ pour des tâches spécifiques, avec ou sans ajustement.

Solutions existantes

Plusieurs outils et plateformes proposent aujourd'hui des moyens de reconnaître des espèces, souvent végétales ou animales, à partir d'images. Toutefois, très peu sont spécialisés dans les invertébrés marins.

OceanID

OceanID est une plateforme spécialisée dans l'identification des espèces marines, notamment les vertébrés. Elle repose sur un modèle d'intelligence artificielle performant, mais son utilisation est limitée :

- Fonctionne uniquement en ligne, donc dépendante d'une connexion Internet stable
- Moins adaptée aux invertébrés marins
- Moins accessible sur le terrain dans les zones côtières peu couvertes

PlantNet

Bien que destiné à la détection d'espèces végétales, PlantNet partage certains principes :

- Disponible en version web et mobile
- Nécessite une connexion Internet
- Non adapté à la faune marine

WoRMS (World Register of Marine Species)

Il s'agit plutôt d'un répertoire taxonomique qu'une application interactive. Il fournit des informations complètes sur les espèces marines :

- Riche en données, mais peu ergonomique
- Pas de capacité d'identification automatique via photo
- Fonctionne surtout comme une base de référence pour les experts

Analyse critique

Solution	Spé. invertébrés marins	Mode hors ligne	Utilisabilité terrain	Intelligence embarquée
OceanID	✗ (orienté vertébrés)	✗	Moyen	✓
PlantNet	✗ (végétaux)	✗	Moyen	✓
WoRMS	✓ (catalogue espèces marines)	✓	Faible	✗ (pas d'IA intégrée)

Positionnement de notre projet

Face à ces limites, notre solution se positionne comme innovante sur plusieurs points :

- Fonctionne hors ligne, donc accessible même sans réseau
- Spécialisée exclusivement sur les invertébrés marins
- Utilise un modèle optimisé basé sur Vision Transformer (ViTF)
- Propose une interface mobile intuitive
- Permet une identification rapide et automatisée à partir de photos
- Respecte les contraintes éthiques : aucune manipulation physique des espèces

Ce positionnement confère à notre application un avantage concret dans le cadre des activités de conservation, re-

cherche, et sensibilisation à la biodiversité marine.

Méthodologie / Approche

Présentation des données

Les données utilisées proviennent d'un jeu de données fourni par l'encadrant, également accessible en ligne sur Kaggle : <https://www.kaggle.com/datasets/noubissichristian/invertebresmarrins>

Dataset	Description	Nombre d'images
train_small	Images étiquetées pour l'entraînement	3111
test_small	Images non étiquetées pour le test	1434

Il comporte 134 classes d'invertébrés marins, mais présente un fort déséquilibre entre les classes. Par exemple, certaines classes comme *Actinostola_capensis* ont près de 99 images, tandis que 16 classes n'en ont que 10.

Prétraitement des données

Les étapes de préparation ont été rigoureusement définies pour garantir une cohérence dans l'entraînement du modèle :

- **Redimensionnement** : toutes les images ont été ajustées à 224×224 pixels
- **Normalisation** : les valeurs de pixels ont été ramenées à l'intervalle $[0, 1]$
- **Standardisation** : application des moyennes et écarts-types propres aux images RGB (comme sur ImageNet) :
 - mean = $[0.485, 0.456, 0.406]$
 - std = $[0.229, 0.224, 0.225]$
- **Découpage des données** : le sous-ensemble train_small a été divisé en :
 - 80% pour l'entraînement
 - 10% pour la validation
 - 10% pour le test local

Augmentation des données

L'augmentation a permis d'augmenter artificiellement le volume de données d'entraînement afin de réduire le surapprentissage et de mieux généraliser.

Deux niveaux d'augmentation ont été appliqués :

Général (sur l'ensemble des images d'entraînement)

- Rotation aléatoire
- Décalage vertical
- Décalage horizontal
- Retournement horizontal
- Déformation de l'image

Spécifique (sur les classes minoritaires)

Luminosité
Cutmix
Random crop
Flou gaussien

Méthode de classification choisie

Nous avons opté pour un modèle Vision Transformer (ViT_F_patch_16) pour classer les images.

Vision Transformer (ViT) :

- Découpe l'image en patches 16×16
- Applique un embedding linéaire suivi d'un encodage de position
- Utilise un transformer encoder pour capturer les relations globales
- Utilise le mécanisme de multi-head self-attention pour pondérer l'importance des différentes parties de l'image

Cette architecture permet une vision globale de l'image, contrairement aux CNN classiques, et s'adapte très bien aux contextes avec peu de données ou un déséquilibre entre classes.

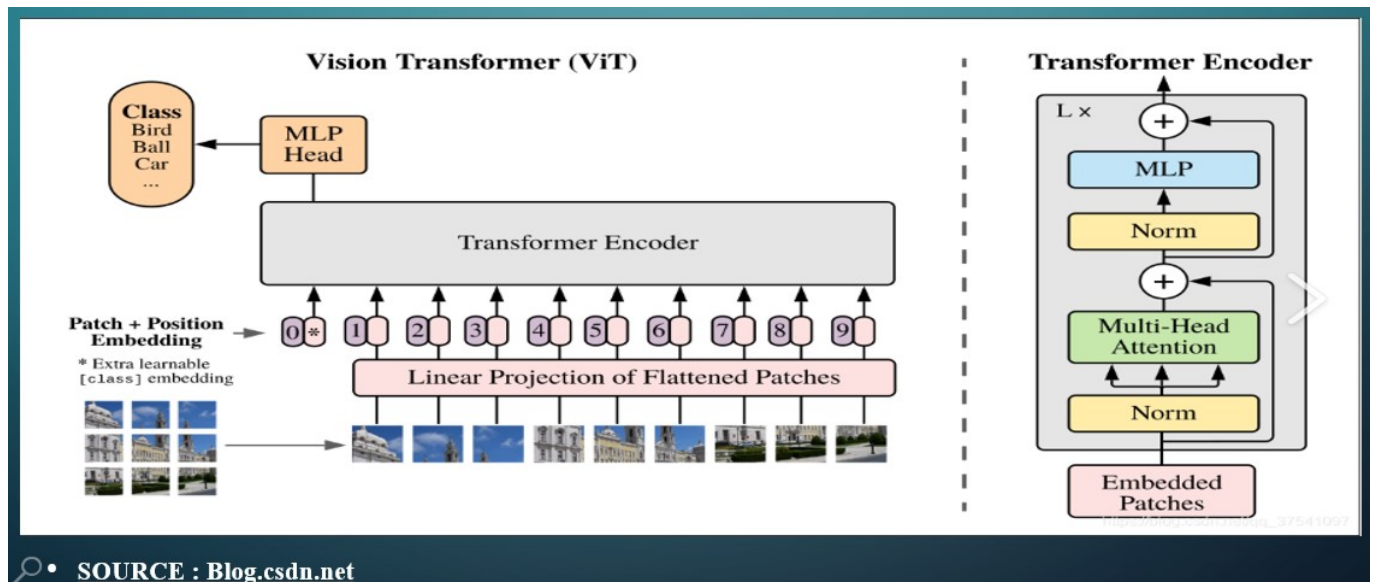
Justification du choix du modèle

- Les architectures basées sur les CNN ont montré de très mauvaises performances sur ce dataset
- Les transformers offrent de meilleures performances en présence d'images complexes et bruitées
- L'approche globale permet de prendre en compte l'ensemble de l'image plutôt qu'un voisinage local
- Le modèle ViT_F_patch_16 a montré de bonnes performances sur ImageNet et se prête bien à une optimisation par fine-tuning

Notre architecture Transformer pour traitement des images se déroule comme suit :

- Patch Embedding : Division de l'image en patch 16x16, ce qui donne un total de $(224/16)^2 = 196 \text{ patches}$.
- Linear Embedding : Projection dans un espace de dimension fixe
- Position Embedding : Ajouts des embeddings de position aux vecteurs de patch pour conserver l'information spatiale.
- Transformer Encoder : Passage des vecteurs à encodeur transformer
- Multi-Head Self-Attention : Pondérer des vecteurs de patch en fonction de leur importance relative par les couches
- Feed Forward Network (FFN) : Transformation des vecteurs de patch en représentations par la (FFN)
- Classification : Classification de la sortie de transformer pour la prédiction la classe de l'image.

Mécanisme d'attention



Le Multi-Head Self-Attention permet au modèle de pondérer les vecteurs de patch en fonction de leur importance relative pour la tâche de classification.

La pondération est la Query, Key et Value : les vecteurs de patch sont projetés en trois espaces différents : Query (Q), Key (K) et Value (V).

Score d'attention = $(Q.K)/\text{dim}(K)$. Utilisé pour la pondération des vecteurs. Multi-Head : le mécanisme d'attention est répété plusieurs fois avec des poids différents pour obtenir plusieurs représentations de l'image, ce qui permet au modèle de se concentrer sur les parties les plus importantes de l'image pour la tâche de classification, ce qui améliore la performance du modèle.

Détails de l'entraînement

Pour l'entraînement de notre modèle, nous avons utilisé les paramètres suivants :

- Optimiseur : Adam
- Nombre d'époques : 10
- Learning rate : $1e-4$
- Stratégie de fine-tuning : modèle préentraîné sur ImageNet, puis réentraînement sur nos données

Métriques d'évaluation

Pour évaluer les performances du modèle, nous avons utilisé :

- **La Précision (Precision)** : qui permet d'évaluer la proportion de bonnes prédictions parmi celles faites
- **Le Rappel (Recall)** : qui est la capacité du modèle à retrouver toutes les images d'une classe
- **La F1-Score** : qui est moyenne harmonique entre précision et rappel, plus robuste en cas de déséquilibre

Ces métriques ont été calculées classe par classe, ainsi qu'en moyenne pondérée pour donner une vue d'ensemble.

Implémentation, résultats et discussion

Architecture de l'application

Notre application est structurée autour de trois composants principaux :

- **Backend IA :**
 - Modèle ViT (Vision Transformer) optimisé pour la classification
 - Pipeline de prétraitement d'image intégré
- **Base de données locale :**
 - Contient les espèces d'invertébrés marins étiquetées avec leurs métadonnées
- **Interface utilisateur (web et mobile) :**
 - Simple, intuitive, accessible hors-ligne
 - Fonction d'importation ou capture d'image, visualisation des résultats

Environnement de développement

Élément	Choix adopté
Langage principal	Python (pour le modèle IA)
Framework IA	PyTorch
Librairies	torchvision, numpy, matplotlib, sklearn
Mobile	Flutter (interface Android)
Backend Web	Django
Déploiement	App mobile autonome + API Flutter locale

Résultats obtenus

Après entraînement du modèle sur 10 époques avec fine-tuning, les résultats suivants ont été observés :

- Précision globale : 89%
- Rappel global : 87%
- F1-Score global : 88%
- Précision > 50% pour 129 classes sur 134
- Temps de traitement : < 5 secondes/image sur appareil mobile
- Taille de l'application : < 100 MB
- Fonctionnement fluide sur appareils Android de moyenne gamme

Ces résultats montrent une bonne capacité du modèle à généraliser, même en présence de classes minoritaires.

Interprétation des résultats

L'approche transformer a permis de capturer des relations globales sur les images, ce qui a amélioré la robustesse du modèle par rapport aux CNN classiques. Le déséquilibre des classes a été bien compensé par l'augmentation spécifique appliquée aux classes minoritaires.

Les performances restent très satisfaisantes pour une application mobile en mode hors-ligne. Toutefois, quelques classes ont une précision inférieure à 50%, généralement en raison d'un nombre d'images trop faible (10).

Analyse critique

Forces	Faiblesses / Limites
Bonne dans 96% des cas	Faible sur les classes très rares
Temps de réponse < 5s	Peut être lent sur très vieux appareils
Fonctionne hors-ligne, même sans Internet	Mise à jour manuelle de la base locale
Application simple à utiliser, accessible	Interface mobile encore perfectible (version alpha)

Code source

L'ensemble du code (modèle, application, interface, etc.) est disponible publiquement sur GitHub à l'adresse suivante : <https://github.com/NFChristianJ/Classification-des-invertebres-marins> L'application mobile est disponible en téléchargement à l'adresse suivante :

<https://drive.google.com/drive/folders/1vyNfWwcbszXT0pkp0azyXGa0eBMkt9v3?usp=sharing> Vous pouvez tester l'application web à tout moment en suivant le lien :

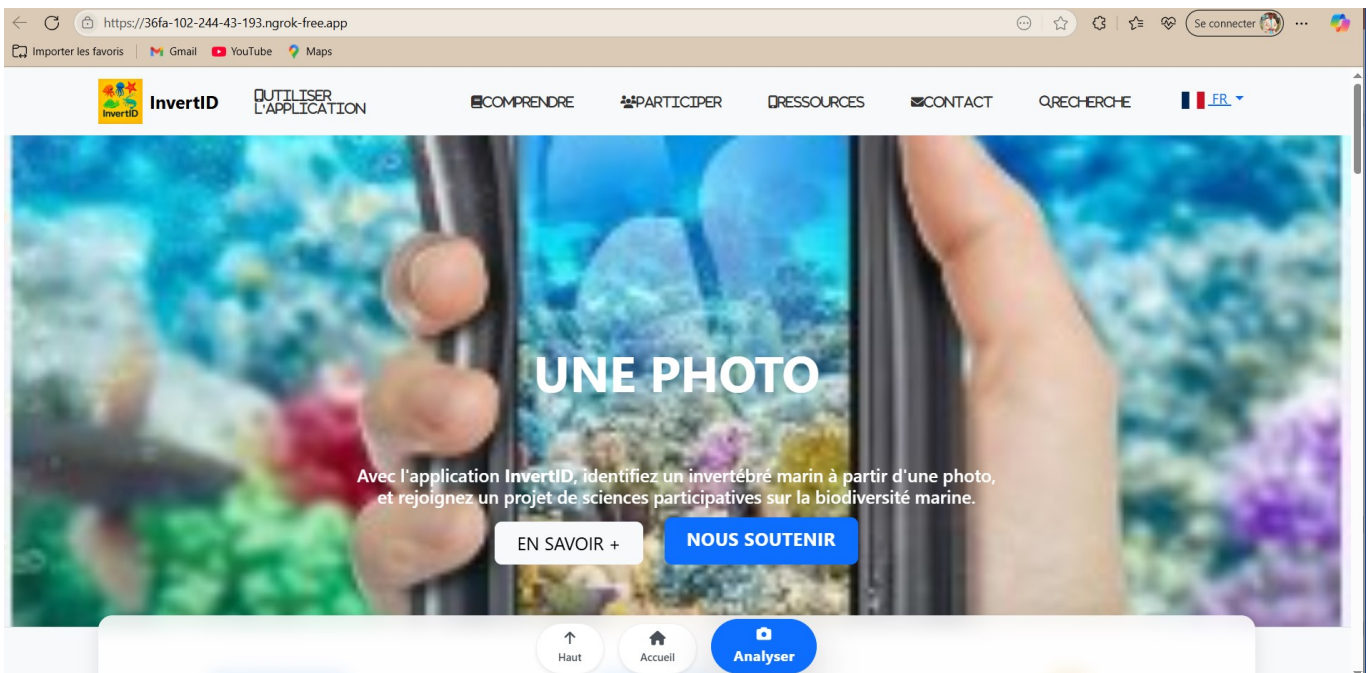
<https://36fa-102-244-43-193.ngrok-free.app/> Ce dépôt inclut :

- Le pipeline complet de prétraitement et d'entraînement
- Les notebooks d'expérimentations
- Le code de l'application mobile Flutter
- Les instructions de text en local et en ligne

Captures d'écran

Quelques aperçus de l'interface :

- Écran d'accueil : permet de prendre une photo ou de télécharger une image



- Écran de chargement : indique le traitement en cours. Pour de meilleur résultat, vous pouvez également suivre quelques conseils pour de meilleur résultat. à la suite de la page de téléchargement d'image ou chercher à en savoir d'avantage en découvrant les autres fonctionnalités de notre application. Vous trouverez également le lien vers le téléchargement de l'application mobile depuis notre page web.
- Écran de résultats : affiche les espèces probables avec leurs scores de confiance
- Écran d'informations : permet de consulter les métadonnées associées à l'espèce reconnue

[←](#)
[↻](#)
https://36fa-102-244-43-193.ngrok-free.app/result/?local_image_url=/media/00G9CO1_CoHXUsw.jpeg

Se connecter

[Importer les favoris](#)
[Gmail](#)
[YouTube](#)
[Maps](#)

ACCUEIL
COMPRENDRE
PARTICIPER
RESSOURCES
CONTACT
RECHERCHE
FR

Amalda_bulloides_

Confiance : 73.29%

Top 5 des prédictions

Amalda_bulloides_	73.0%
Philine_aperta_	9.0%
Nassarius_speciosus_	5.0%
Pseudodromia_rotunda_	4.0%
Fusinus_hayesi_	3.0%

Haut
Accueil
Analyser

ACCUEIL
COMPRENDRE
PARTICIPER
RESSOURCES
CONTACT
RECHERCHE
FR

Aequorea_spp_

Confiance : 99.99%

Top 5 des prédictions

Aequorea_spp_	100.0%
Chrysaora_spp_	0.0%
Pelagia_noctiluca_	0.0%
Philine_aperta_	0.0%
Pagurus_cuanensis_	0.0%

Haut
Accueil
Analyser

ACCUEIL
COMPRENDRE
PARTICIPER
RESSOURCES
CONTACT
RECHERCHE
FR

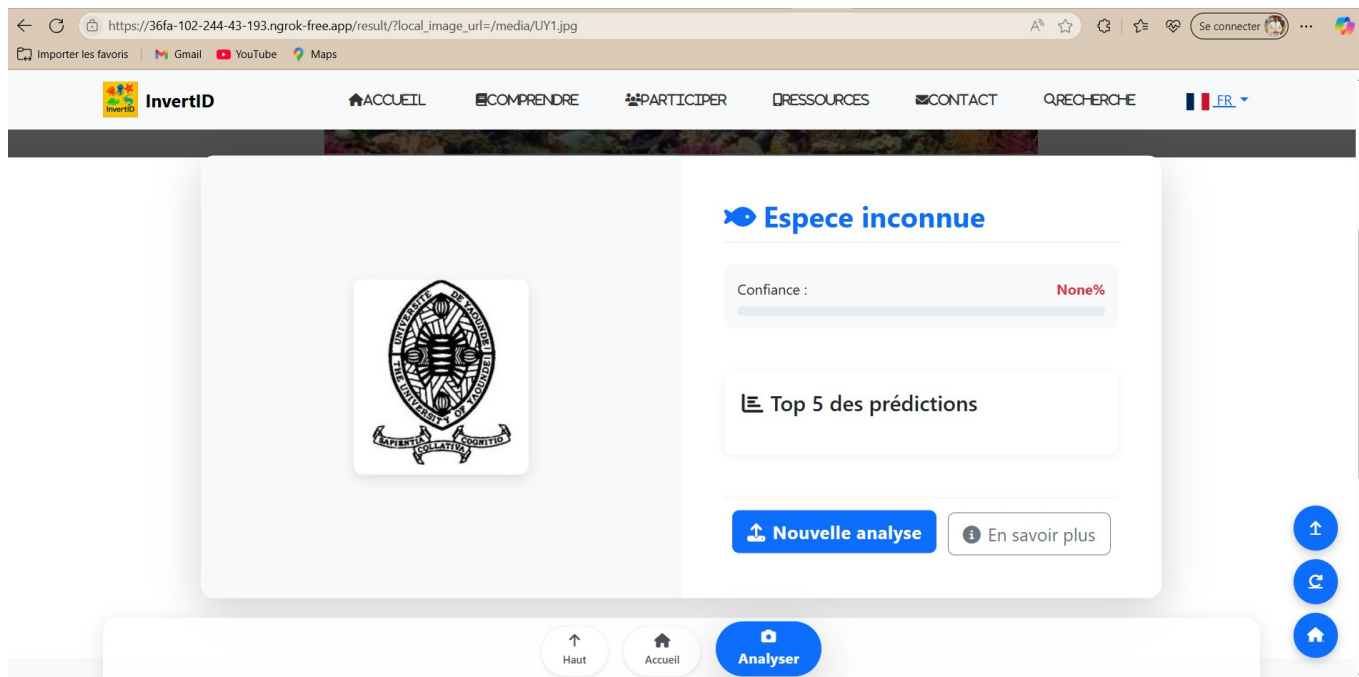
Ophiothrix_fragilis_

Confiance : 99.95%

Top 5 des prédictions

Ophiothrix_fragilis_	100.0%
Stylasteridae_	0.0%
Porifera_	0.0%
Comitas_saldanhae_	0.0%
Flabellum_(Ulocyathus)_messum_	0.0%

Haut
Accueil
Analyser



Limites de l'approche

- Sensibilité au bruit : certaines images floues ou mal cadrées donnent de mauvais résultats
- Classes peu représentées : précision réduite lorsque le nombre d'images < 15
- Pas de système de feedback utilisateur pour améliorer le modèle en continu
- Le modèle ne déplace pas les espèces marines : éthique respectée, mais cela peut limiter la qualité des photos prises sur le terrain (angle, distance)

Apports du projet

Pratique :

- Application utilisable sur le terrain, même sans Internet
- Réduction du besoin d'experts pour l'identification

Scientifique :

- Démonstration de l'efficacité des ViT en contexte écologique
- Possibilité d'extension vers d'autres types de classification biologique

Social et éducatif :

- Sensibilisation du public à la biodiversité marine
- Contribution à la science participative

Considérations éthiques

Protection des données personnelles

Bien que notre projet porte sur des images d'invertébrés marins, nous avons tout de même pris soin d'adopter de bonnes pratiques de protection des données, notamment :

- Le dataset utilisé ne contient aucune information personnelle (noms, visages, coordonnées, etc.).
- Les utilisateurs de l'application ne sont pas obligés de s'inscrire ou de transmettre des informations personnelles pour utiliser l'application.
- L'analyse des photos se fait localement sur l'appareil, ce qui signifie que les images ne sont ni stockées, ni transmises à un serveur distant, assurant ainsi la confidentialité des données utilisateurs.

Respect des espèces marines

Un point crucial souligné par notre encadrant est la nécessité de respecter l'intégrité des espèces marines, notamment :

- Aucune manipulation physique des invertébrés marins n'est requise. L'application est conçue pour fonctionner à partir de photos prises à distance, sans contact.
- Certaines espèces étant très sensibles au stress ou au déplacement, il est strictement déconseillé de les toucher ou de les extraire de leur habitat.
- La prise de photo doit se faire dans le respect de l'environnement naturel, sans déranger ni altérer les écosystèmes marins.
- Une note d'information dans l'application mobile indique clairement ces précautions à prendre.

Cette approche garantit le respect de la vie marine tout en permettant l'utilisation responsable de notre outil.

Biais des données et discrimination algorithmique

Bien que les biais dans ce contexte ne soient pas liés à l'humain (genre, âge, origine), notre modèle est exposé à des biais structurels liés aux données :

- **Biais de classes** : certaines espèces sont surreprésentées (ex. *Actinostola_capensis*), tandis que d'autres sont très peu présentes (10 images), ce qui peut biaiser la prédiction.
- **Biais visuel** : le modèle peut être influencé par la qualité ou l'angle de prise de vue, menant à des erreurs si les images sont floues ou mal cadrées.
- **Biais géographique** : le dataset représente un nombre limité de régions océaniques. L'application peut donc mal classer une espèce absente de la base locale.

Nous avons tenté de réduire ces biais en appliquant une augmentation ciblée sur les classes rares, mais une collecte plus équilibrée à l'avenir serait souhaitable.

Transparence et explicabilité

Les modèles de type Vision Transformer sont puissants mais souvent perçus comme des boîtes noires. Dans notre projet :

- L'application affiche un score de confiance (probabilité) pour chaque espèce proposée, ce qui aide l'utilisateur à interpréter le résultat.
- Une liste des espèces les plus probables est affichée, permettant une vérification visuelle manuelle.
- Les images des espèces dans la base locale peuvent être consultées, facilitant la comparaison par l'utilisateur.

À terme, nous envisageons d'intégrer une visualisation des régions attentionnées (attention map), pour mieux expliquer pourquoi le modèle a pris telle ou telle décision.

Responsabilité et usage

Le modèle fournit une aide à l'identification, mais ne prend aucune décision automatique engageante. Il revient toujours à l'utilisateur de :

- Vérifier les suggestions du système
- Ne pas utiliser l'application pour des usages commerciaux ou invasifs
- Respecter les règles de plongée, de biologie marine et de protection des espèces

Un message d'avertissement est affiché à l'ouverture de l'application pour rappeler ces bonnes pratiques et la responsabilité de l'utilisateur.

Conclusion générale

Récapitulatif des objectifs atteints

Ce projet avait pour ambition de concevoir une application mobile capable de classifier des invertébrés marins à partir de simples photos, sans connexion Internet. Pour cela, nous avons :

- Collecté et analysé un jeu de données réel comportant plus de 3000 images réparties en 134 classes
- Prétraité et enrichi ces données à l'aide de techniques d'augmentation ciblée (sans zoom, conformément aux recommandations scientifiques)
- Développé un modèle de classification performant basé sur l'architecture Vision Transformer (ViT_F_patch_16)
- Obtenus des résultats significatifs avec une précision globale de 89%
- Déployé une application fonctionnelle (mobile et web), simple d'utilisation et opérationnelle hors-ligne
- Pris en compte les considérations éthiques, notamment en interdisant la manipulation des espèces et en assurant la confidentialité des images utilisateur

Bilan global

Le projet a permis de démontrer qu'il est possible de combiner technologies d'intelligence artificielle, outils mobiles modernes et bonnes pratiques écologiques pour créer un outil utile à la fois aux chercheurs, aux passionnés de biologie marine, et au grand public. L'application peut être utilisée comme un support pédagogique, scientifique ou participatif. Malgré certaines limitations (notamment les classes sous-représentées), les résultats obtenus sont très encourageants pour une première version.

Ouvertures possibles / suites à donner

Plusieurs pistes d'amélioration ont été identifiées :

- Élargissement du dataset avec des images issues d'autres zones géographiques marines
- Intégration d'un système de feedback utilisateur pour affiner les résultats du modèle
- Ajout d'une visualisation des zones attentionnées du modèle pour améliorer l'explicabilité
- Déploiement d'une version iOS de l'application
- Développement d'un mode collaboratif, permettant aux utilisateurs d'enrichir la base de données locale via des contributions validées

En conclusion, ce projet constitue un socle solide pour une plateforme évolutive d'identification d'espèces marines, éthique, accessible et utile à la sensibilisation environnementale.

Bibliographie

- [1] Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., ... & Houlsby, N. (2021). An Image is Worth 16x16 Words : Transformers for Image Recognition at Scale. arXiv preprint arXiv :2010.11929.
- [2] Kaggle (2024). Invertebrés Marins Dataset by Noubissi Christian Junior. Consulté en juin 2025.
- [3] PyTorch Documentation. <https://pytorch.org/docs/>
- [4] Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., ... & Chintala, S. (2019). PyTorch : An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library. In Advances in Neural Information Processing Systems.
- [5] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015). Delving Deep into Rectifiers : Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification. arXiv preprint arXiv :1502.01852.
- [6] WoRMS – World Register of Marine Species. <https://www.marinespecies.org>
- [7] OceanID Project. Plateforme de reconnaissance marine par IA. <https://www.oceanid.org>
- [8] PlantNet – Application de reconnaissance végétale. <https://identify.plantnet.org>
- [9] Yun, S., Han, D., Oh, S. J., Chun, S., Choe, J., & Yoo, Y. (2019). CutMix : Regularization Strategy to Train Strong Classifiers with Localizable Features. arXiv preprint arXiv :1905.04899.