

# Développement d'un modèle d'apprentissage profond guidé par la connaissance pour l'identification de nématodes marins

Mohammad ARYAYI<sup>1</sup> Abdesslam BENZINOUI<sup>1</sup> Kamal NASREDDINE<sup>1</sup> Valentin FOULON<sup>1</sup> Catherine BORREMANNS<sup>2</sup>  
Daniela ZEPELLI<sup>2</sup>

<sup>1</sup>ENIB, UMR CNRS 6285 LabSTICC, 29238, Brest, France

<sup>2</sup>Ifremer, 29280, Plouzané, France

**Résumé** – La méiofaune marine, en particulier les nématodes, joue un rôle clé dans les écosystèmes marins. Néanmoins, leur classification reste un défi en raison de leur petite taille et du manque de données annotées. Cette étude utilise une approche d'apprentissage profond guidé par des connaissances (*knowledge-guided machine learning* : KGML). Sur une base de 962 nématodes répartis en 8 classes, les modèles ResNet de base non-guidés par les connaissances ont atteint une précision moyenne de 81% sur les 8 classes, avec un maximum de 85%. Pour améliorer les performances de classification, un cadre KGML a été développé, intégrant des connaissances biologiques via Grad-CAM. Cela a permis d'augmenter la précision de 7%, atteignant un maximum de 94%, et d'améliorer l'explicabilité des modèles. Ces résultats montrent le potentiel de l'IA guidée par les connaissances pour améliorer la classification des espèces marines avec des données limitées.

**Abstract** – Marine meiofauna, especially nematodes, are crucial for marine ecosystems. Yet, their classification is challenging due to their microscopic size and limited annotated datasets. This study applies deep learning and knowledge-guided machine learning (KGML). On a base of 962 nematodes divided into 8 classes, the basic ResNet models not guided by knowledge achieved an average accuracy of 81% over the 8 classes, with a maximum of 85%. To enhance performance, a KGML framework was developed, integrating biological knowledge via Grad-CAM. This improved accuracy by 7%, reaching a maximum of 94%, while enhancing models explainability. These findings highlight the potential of knowledge-guided AI for marine species classification with limited datasets.

## 1 Introduction

La méiofaune marine, en particulier les nématodes, fait partie des organismes les plus abondants dans les écosystèmes marins, jouant un rôle essentiel dans le maintien de l'équilibre écologique (1; 2). La méiofaune sert de bioindicateur des changements environnementaux en raison de sa sensibilité aux modifications de l'habitat (3). Malgré leur importance écologique, la classification et l'étude de ces organismes restent un défi majeur en raison de leur taille microscopique, de leur complexité morphologique et de la rareté des ensembles de données annotées. Les méthodes d'identification traditionnelles, qui reposent sur une expertise taxonomique manuelle, ne sont pas évolutives pour les grands ensembles de données et entravent les progrès de la recherche sur la biodiversité (4).

Ces dernières années, l'apprentissage automatique s'est imposé comme un outil puissant pour automatiser les tâches de classification d'images en biologie. Plusieurs études ont démontré le potentiel des réseaux de neurones convolutifs (CNN), tels qu'AlexNet, VGG et ResNet, pour obtenir une grande précision dans l'identification des espèces marines (5; 6; 7). Par exemple, Marburg et Bigham (8) ont utilisé AlexNet pour classer la macrofaune benthique, obtenant une précision de 90%. Lu et al. (9) ont utilisé ResNet101 pour la classification des nématodes, avec une précision de 79%, tandis que Zhu et al. (10) ont démontré une amélioration de la classification des nématodes en incorporant dans leurs modèles certaines caractéristiques morphologiques spécifiques basées sur la segmentation d'images. Ces études mettent en évidence la capacité de l'apprentissage automatique, mais soulignent des limites

pour la classification fine et pour des ensembles de données déséquilibrés, des défis fréquemment rencontrés dans le cadre de la recherche sur la méiofaune.

Dans le domaine de la vision par ordinateur, l'apprentissage machine guidé par des connaissances (KGML) a été proposé pour relever ces défis en intégrant les connaissances du domaine dans le processus d'apprentissage. Les approches basées sur les graphes (11; 12), les techniques basées sur les règles (13) et celles basées sur l'attention (14; 15) se sont révélées prometteuses pour améliorer l'explicabilité des modèles et les performances dans les tâches de classification à grain fin. Liu et al. (14) ont démontré l'efficacité des mécanismes d'attention pour guider les modèles afin qu'ils se concentrent sur les caractéristiques clés du domaine. Malgré ces avancées, l'utilisation de KGML dans les études sur la méiofaune reste inexploree.

Cette étude présente un modèle ResNet guidé par des connaissances pour la classification automatique des nématodes marins. En incorporant des mécanismes d'attention basés sur Grad-CAM, le modèle profond tire parti de connaissances biologiques spécifiques au domaine pour se concentrer sur des régions significatives telles que la tête et la queue des nématodes. Cette approche répond aux limites des méthodes existantes en améliorant la précision et l'explicabilité des tâches de classification fine, avec des ensembles de données limités. La nouveauté de ce travail réside dans l'intégration des techniques KGML avec des architectures d'apprentissage profond, offrant un cadre pour intégrer des connaissances biologiques dans les études écologiques. Cette approche est appliquée à un ensemble de données expérimentales de 962 images haute résolution de nématodes marins répartis dans 8 classes.

Cet article est organisé comme suit. La section 2 décrit la méthodologie, l’architecture du modèle et les protocoles d’entraînement. La section 3 présente les expériences, y compris la description de l’ensemble de données et les résultats obtenus, en comparant les performances des modèles de base et des modèles guidés par les connaissances. La section 4 conclut par une discussion sur les implications de ce travail et les orientations de recherche future.

## 2 Méthodologie

Cette étude se concentre sur le développement d’une architecture de modèle guidé par les connaissances pour une classification fine des nématodes marins. La méthodologie consiste à tirer parti des connaissances biologiques spécifiques au domaine pour améliorer la précision et l’explicabilité du modèle, notamment en orientant les mécanismes d’attention vers des régions significatives telles que la tête et la queue des nématodes.

### 2.1 Modèle guidé par les connaissances

Notre méthode est basée sur une architecture ResNet adoptée pour sa robustesse dans les tâches de classification d’images et sa capacité à gérer l’extraction de caractéristiques complexes par le biais de connexions résiduelles (16). Pour permettre l’intégration de connaissances d’experts, l’architecture est complétée par des mécanismes d’attention, en particulier Grad-CAM (17), comme illustré dans la figure 1. Ces mécanismes dirigent l’attention du modèle vers des régions biologiquement pertinentes : la tête et la queue des nématodes.

L’approche guidée par les connaissances incorpore des cartes d’attention pendant la phase d’apprentissage. Pour chaque image d’entrée, le modèle génère deux sorties : une prédiction de classification et une carte d’attention mettant en évidence les régions qui influencent la décision. La connaissance des experts, représentée par des masques binaires délimitant les régions de la tête et de la queue, est utilisée pour calculer un terme de connaissance ( $L_K$ ). Cette perte, calculée comme l’écart entre la carte d’attention et le masque binaire, est combinée à la perte de classification ( $L_C$ ) pour former la fonction de perte totale, comme indiqué dans l’équation (1) :

$$L_{Total} = L_C + \alpha L_K \quad (1)$$

Ici,  $\alpha$  est un facteur de pondération permettant d’équilibrer l’influence du terme de connaissances sur le processus d’entraînement. Cette conception garantit que le modèle apprend à aligner son attention sur les caractéristiques biologiquement significatives sans avoir recours à ces connaissances lors de la phase de test.

### 2.2 Protocoles d’entraînement

Le jeu de données est divisé en sous-ensembles d’entraînement (70%), de validation (15%) et de test (15%). L’optimiseur Adam est utilisé pour ajuster les poids du modèle, avec un taux d’apprentissage de  $1 \times 10^{-4}$  initialisé par un pré-entraînement sur la base ImageNet pour tirer profit des avantages de l’apprentissage par transfert.

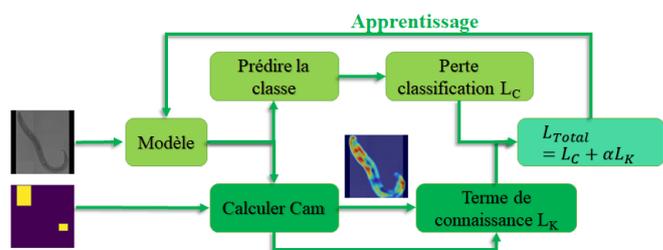


FIGURE 1 : Le diagramme du processus d’entraînement du modèle guidé par la connaissance des experts.

Le modèle est entraîné à l’aide de l’entropie croisée pour la perte de classification et différentes fonctions de perte pour le terme de connaissance, notamment la perte de Dice, l’entropie croisée et la perte d’erreur quadratique moyenne (EQM). La méthode Grad-CAM génère des cartes d’attention et la perte liée aux connaissances est calculée comme l’écart entre ces cartes et les masques prédéfinis.

### 2.3 Métriques d’évaluation

Pour évaluer la performance du modèle, deux mesures sont utilisées pour évaluer la précision de la classification et l’explicabilité des modèles.

1. **Précision** : La proportion de prédictions correctes pour toutes les classes se reposant sur une évaluation vérité-terrain effectuée par des experts en taxonomie.
2. **Précision équilibrée** : Une mesure utile pour les jeux de données déséquilibrés, calculée comme le rappel moyen pour chaque classe.

Ces mesures sont essentielles pour comparer les performances des modèles de base et des modèles guidés par les connaissances.

## 3 Expériences

### 3.1 Préparation du jeu de données

Le jeu de données utilisé dans cette étude, fourni par le laboratoire Environnement Profond du centre Ifremer de Bretagne, comprend 962 images haute résolution de nématodes répartis dans 8 genres : Anoplostoma (59), Cobbia (67), Desmodora (201), Halalaimus (88), Microlaimus (131), Perspiria (57), Ptycholaimellus (109), et Terschellingia (250). Ce jeu de données sert de base pour entraîner et évaluer les modèles ResNet de base et les modèles guidés par la connaissance. Les échantillons ont été collectés dans trois régions françaises d’outre-mer (18). Les nématodes ont été extraits manuellement, imagés à l’aide d’un microscope Zeiss AxioZoom V16 et prétraités pour générer des images 2D.

Les étapes de prétraitement comprennent la normalisation de la résolution de l’image à 1024x1024 pixels, la suppression des spécimens cassés et l’élimination des artefacts. Des masques binaires mettant en évidence les régions de la tête et de la queue sont créés manuellement et validés par des taxonomistes afin d’intégrer les connaissances spécifiques au domaine.

### 3.2 Résultats du modèle de base

L'évaluation initiale des architectures ResNet standard a fourni une base de référence pour la classification des nématodes (Table 1). Parmi les architectures testées, ResNet101 a démontré les meilleures performances sur l'ensemble de test avec une précision de 89,58% et une précision équilibrée de 85,07%. Sa profondeur lui a permis de profiter de caractéristiques morphologiques complexes, surpassant les réseaux moins profonds tels que ResNet18 et ResNet50.

TABLE 1 : Précisions (%) et précisions équilibrées (%) des architectures ResNet employées.

Modèle	Apprentissage		Validation		Test	
	Préc. / Préc. éq.	Préc. / Préc. éq.	Préc. / Préc. éq.	Préc. / Préc. éq.	Préc. / Préc. éq.	Préc. / Préc. éq.
ResNet18	96.74 / 96.87	86.81 / 81.26	81.25 / 78.37			
ResNet34	96.44 / 96.84	88.89 / 85.40	83.33 / 78.26			
ResNet50	69.58 / 69.70	79.17 / 78.62	79.17 / 82.25			
ResNet101	99.22 / 99.08	87.50 / 83.07	<b>89.58 / 85.07</b>			
ResNet152	89.91 / 91.02	84.72 / 82.88	86.80 / 83.45			

Bien que les modèles de base aient atteint une précision raisonnable, leur généralisation limitée et leur dépendance à l'égard des caractéristiques pré-entraînées ont mis en évidence la nécessité d'une connaissance spécifique du domaine pour traiter efficacement la variabilité intra-classe.

### 3.3 Résultats du modèle dirigé

L'impact des différentes fonctions de perte  $L_K$ , notamment la perte de Dice, l'entropie croisée et l'EQM, ainsi que le paramètre  $\alpha$  défini dans l'équation (1), sont d'abord examinés. Ce paramètre contrôle le poids du terme de connaissance et de la perte de classification pendant l'entraînement. L'augmentation de  $\alpha$  renforce l'influence du terme de connaissance, tandis que sa diminution donne plus de poids au terme de classification.

La figure 2 présente les variations de la précision équilibrée du modèle ResNet101 guidé par les connaissances en fonction de différentes fonctions de perte et valeurs de  $\alpha$ . Comme nous l'avons observé, pour l'entropie croisée, la plage optimale de  $\alpha$  est inférieure à celle des deux autres fonctions de perte. Cela est dû à leurs différents ordres de grandeur. La valeur de la perte liée à la connaissance pour le modèle de base après la première époque avec  $\alpha = 1$  est de 0,6255 pour la perte de Dice, 551,1846 pour l'entropie croisée et 0,0729 pour l'EQM. Ces différences indiquent que  $\alpha$  devrait être fixé plus bas pour l'entropie croisée afin d'assurer la stabilité pendant les entraînements. De même, la performance de la fonction de perte EQM est meilleure pour des valeurs plus élevées de  $\alpha$ . En effet, lorsque  $\alpha$  augmente, le modèle exploite mieux les informations portées par le masque, ce qui permet d'améliorer les performances.

La précision de l'entraînement, de validation et de test des modèles d'architecture ResNet améliorés par KGML, à l'aide de la fonction de connaissance de perte de Dice avec  $\alpha = 1$ , est présentée dans le tableau 2. Si l'on compare ces résultats avec le tableau 1, l'augmentation de la précision équilibrée entre les modèles est de 3,33%, 12,19%, 7,12%, 6,04% et 10,58%, respectivement. Cette amélioration souligne l'efficacité de la prise en compte dans le processus d'apprentissage des régions de la tête et de la queue des nématodes.

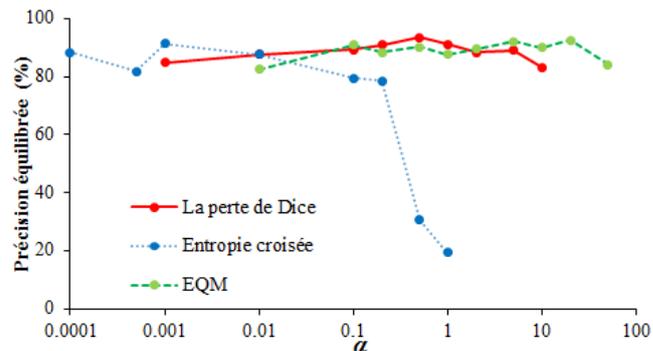


FIGURE 2 : Variations de la précision équilibrée pour les modèles avec différentes fonctions de perte et  $\alpha$ .

TABLE 2 : Précisions (%) et précisions équilibrées (%) des architectures ResNet guidées par la connaissance

Modèle	Apprentissage		Validation		Test	
	Préc. / Préc. éq.	Préc. / Préc. éq.	Préc. / Préc. éq.	Préc. / Préc. éq.	Préc. / Préc. éq.	Préc. / Préc. éq.
ResNet18	97.18 / 97.49	88.19 / 83.05	86.81 / 81.70			
ResNet34	100.0 / 100.0	87.50 / 86.85	86.11 / 85.45			
ResNet50	100.0 / 100.0	90.28 / 87.47	93.75 / 89.37			
ResNet101	100.0 / 100.0	93.06 / 90.14	<b>93.75 / 91.11</b>			
ResNet152	95.10 / 95.44	90.28 / 86.79	90.97 / <b>94.03</b>			

Pour visualiser l'effet de l'incorporation des connaissances, la figure 3 présente les cartes d'attention du modèle ResNet101 guidé par les connaissances aux époques 1, 10 et 35 pour deux espèces : Anoplostoma et Ptycholaimellus. En outre, les images d'entrée correspondantes mettent en évidence les régions de la tête et de la queue. Au fur et à mesure que le nombre d'époques augmente, le modèle se concentre progressivement sur ces régions biologiquement pertinentes, ce qui montre que les connaissances injectées ont été efficacement intégrées.

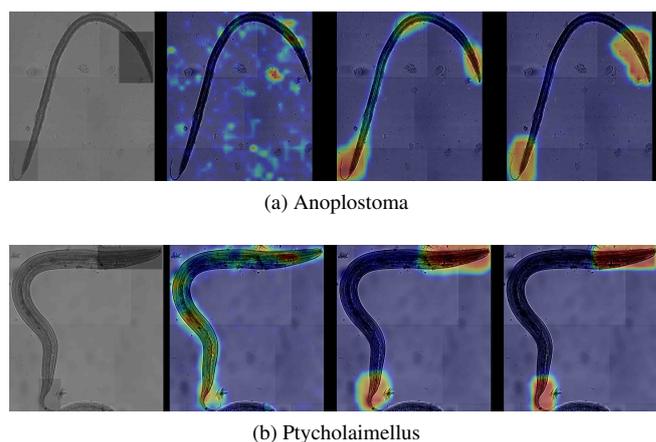


FIGURE 3 : Changements dans les cartes d'attention du modèle pour deux exemples, de gauche à droite : image et masque, attention à l'époque 1, attention à l'époque 10, attention à l'époque 35.

La figure 4 illustre l'impact de l'incorporation des connaissances en comparant les cartes d'attention d'une espèce mal classée dans le modèle de base à son cas correctement classé dans le modèle guidé par les connaissances. Les résul-

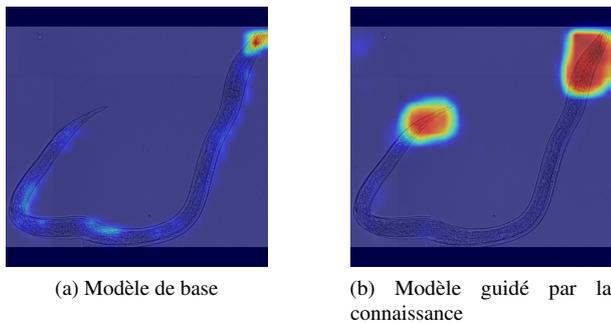


FIGURE 4 : Comparaison des cartes d’attention pour une espèce de desmodora.

tats montrent que le modèle guidé par les connaissances se concentre mieux sur la tête et la queue, ce qui permet d’améliorer l’identification des espèces. Cela démontre que l’intégration de connaissances spécifiques à un domaine améliore les performances de classification, en particulier dans les cas où le modèle de base éprouve des difficultés.

## 4 Conclusion

Cette étude démontre le potentiel de l’IA guidée par les connaissances pour améliorer la classification des nématodes, un défi majeur en raison de la rareté des données annotées. En intégrant des connaissances biologiques dans l’entraînement des modèles, la méthode KGML a surpassé les approches classiques, atteignant une précision équilibrée maximale de 94% sur une base de 962 nématodes répartis en 8 classes. Ces résultats ouvrent la voie à une meilleure explicabilité de modèles et à l’extension de cette approche à d’autres espèces, renforçant ainsi le lien entre IA et recherche biologique.

## Remerciement

Ce travail est financé par Equinor-Norvège et EUR ISblue (Interdisciplinary graduate School for the Blue Planet).

## Références

- [1] Daniela ZEPPELLI, Jozée SARRAZIN, Daniel LEDUC, Pedro Martinez ARBIZU et AL. : Is the meiofauna a good indicator for climate change and anthropogenic impacts? *Marine Biodiversity*, 45:505–535, 2015.
- [2] Andreas SCHMIDT-RHAESA : *Guide to the identification of marine meiofauna*. Verlag Dr. Friedrich Pfeil München, 2020.
- [3] Michaela SCHRATZBERGER et Paul J. SOMERFIELD : Effects of widespread human disturbances in the marine environment suggest a new agenda for meiofauna research is needed. *Science of The Total Environment*, 728:138435, 2020.
- [4] Federica SEMPRUCCI et Roberto SANDULLI : Editorial for special issue “meiofauna biodiversity and ecology”. *Diversity*, 12(6), 2020.
- [5] Abdul QAYYUM, Abdesslam BENZINO, Kamal NASREDDINE, Valentin FOULON et AL. : A deep learning vision transformer using majority voting ensemble for nematode classification with test time augmentation technique. *Advances in Signal Processing and Artificial Intelligence*, page 132, 2022.
- [6] Abdul QAYYUM, Abdesslam BENZINO, Kamal NASREDDINE, Catherine BORREMANS et Daniela ZEPPELLI : A comprehensive review of artificial intelligence-based approaches for biodiversity studies in the deep sea. *In 16th DSBS-Deep Sea Biology Symposium*, 2021.
- [7] Khawla Ben GAIED, Abdesslam BENZINO, Abdul QAYYUM, Kamal NASREDDINE et AL. : 2d convolutional neural networks for benthic fauna identification. *In 16th DSBS-Deep Sea Biology Symposium*, 2021.
- [8] Aaron MARBURG et Katie BIGHAM : Deep learning for benthic fauna identification. *In OCEANS 2016 MTS/IEEE Monterey*, pages 1–5, 2016.
- [9] Xuequan LU, Yihao WANG, Sheldon FUNG et Xue QING : I-nema : a biological image dataset for nematode recognition. *arXiv preprint arXiv :2103.08335*, 2021.
- [10] Ying ZHU, Pengjun WANG, Jiayan ZHUANG, Yi ZHU et AL. : Multi-mode multi-feature joint intelligent identification methods for nematodes. *Applied Sciences*, 13(13), 2023.
- [11] Franck Anaël MBIAYA, Christel VRAIN, Frédéric ROS, Thi-Bich-Hanh DAO et AL. : Knowledge graph-based image classification. *Data and Knowledge Engineering*, 151:102285, 2024.
- [12] Wenqiang TANG, Zhouwang YANG et Yanzhi SONG : Selective interactive networks with knowledge graphs for image classification. *Knowledge-Based Systems*, 278: 110889, 2023.
- [13] Soumali ROYCHOWDHURY, Michelangelo DILIGENTI et Marco GORI : Regularizing deep networks with prior knowledge : A constraint-based approach. *Knowledge-Based Systems*, 222:106989, 2021.
- [14] Guoyang LIU, Jindi ZHANG, Antoni B. CHAN et Janet H. HSIAO : Human attention guided explainable artificial intelligence for computer vision models. *Neural Networks*, 177:106392, 2024.
- [15] Pengju DENG, Xiaohong HAN, Xi WEI et Luchen CHANG : Automatic classification of thyroid nodules in ultrasound images using a multi-task attention network guided by clinical knowledge. *Computers in Biology and Medicine*, 150:106172, 2022.
- [16] Kaiming HE, Xiangyu ZHANG, Shaoqing REN et Jian SUN : Deep residual learning for image recognition. *In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 770–778, 2016.
- [17] Ramprasaath R. SELVARAJU, Michael COGSWELL, Abhishek DAS, VEDANTAM et AL. : Grad-cam : Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. *International Journal of Computer Vision*, 128(2):336–359, octobre 2019.
- [18] Adriana SPEDICATO, Daniela ZEPPELLI, Gérard THOUZEAU, Philippe CUNY et AL. : Deciphering environmental forcings in the distribution of meiofauna and nematodes in mangroves of the atlantic-caribbean-east pacific and indo-west pacific regions. *Science of The Total Environment*, 930:172612, 2024.