

Découverte de sous-parties d'un objet dans une image à partir des proportions partielles

G. Picaud^{1,3}, M. Chaumont^{1,2}, G. Subsol¹, L. Téot³

¹LIRMM, équipe ICAR, Univ. Montpellier, CNRS, France

²IRISA Southern Brittany University (UBS), Vannes, France

³Cicat-Occitanie, Montpellier, France

- *Ce travail a déjà été soumis*
- *Le premier auteur est un doctorant*

Résumé

Dans ce travail, nous nous intéressons au problème de la découverte et de la segmentation dans une image des sous-parties d'un objet, lorsque seules les proportions des sous-parties de l'objet sont données. Comme le montre la figure 1, ce problème s'illustre dans le cadre clinique de la segmentation des tissus (la nécrose, la fibrine et le bourgeonnement) au sein des plaies chroniques à partir de photographies. Cette segmentation est essentielle pour analyser l'évolution d'une plaie au cours du temps. Or, dans le processus de téléconsultation mis en place par le Cicat-Occitanie (1), le clinicien estime visuellement, en quelques secondes, sans aucun outil de mesure, les proportions partielles des trois tissus dans les plaies qu'il visualise à l'écran. Une base de données de 130 000 images a ainsi été annotée depuis 15 ans.

Notre objectif est donc, à partir d'une grande base d'images, de ré-entraîner un segmenteur binaire de plaie M_{bin} pour découvrir et segmenter ses C classes sémantiques, à partir des proportions partielles approximatives, formant ainsi M_{mul} . En inférence, M_{mul} segmentera l'image en $C + 1$ classes comprenant l'arrière-plan, c'est-à-dire l'extérieur de la plaie. Les travaux sur les tâches de découverte sont assez récents et nous pouvons les relier à deux paradigmes : la segmentation faiblement supervisé (*WSSL*) et la *découverte de parties*.

Nous proposons une méthodologie en deux étapes. D'abord, nous entraînons le modèle de segmentation binaire de plaie M_{bin} , de manière supervisée, à partir de données distinctes de celles de la base Cicat-Occitanie (2, 3, 4, 5). Ensuite, nous adaptons la tête de segmentation M_{bin} afin d'obtenir un segmenteur multiclasse M_{mul} . Nous procédons alors à un apprentissage faiblement supervisé en utilisant une fonction de coût composée de deux termes : l'entropie croisée binaire L_{BCE} qui pénalise l'écart entre la prédiction de M_{bin} , et la prédiction binarisée issue du modèle M_{mul} en cours d'entraînement tandis que la divergence de Kullback-Leibler L_{KL} compare les proportions partielles des cliniciens avec celles prédites par M_{mul} . En validation, la configuration optimale de M_{mul} est atteinte lorsque L_{KL} est minimale. En effet, nous ignorons alors L_{BCE} car nous considérons que l'apprentissage multiclasse peut corriger des erreurs dans la segmentation binaire initiale.

Nous avons comparé notre méthodologie avec MIL-LPLP (6) et PDiscoFormer (7), des modèles issus respectivement des domaines de recherche *WSSL* et de *découverte de parties*. Néanmoins, pour établir une comparaison, ces modèles nécessitent des ajustements. MIL-LPLP étant basé sur l'apprentissage par Instances Multiples (8), il nous faut modifier la base cible afin de donner un accès à des images positives (avec une plaie) et négatives (sans plaie). PDiscoFormer repose sur la découverte de parties par classification ce qui nécessite une adaptation de sa fonction de coût.

Pour évaluer l'impact du volume des données d'entraînement, nous avons produit deux versions de la base Cicat-Occitanie, l'une *petite* avec 18 590 images de plaies et l'autre *grande* avec 80 000 images. L'analyse quantitative des performances, indépendamment du volume de données d'entraînement ou de la classe de tissu considérée, montrent de meilleurs résultats de notre méthode (un Dice global moyen de 61.12% sur la version *petite*) comparée à MIL-LPLP et PDiscoFormer (avec respectivement 36.37% et 32.85%). L'analyse qualitative illustrée par la figure 2 souligne plusieurs limites, telle que la faible résolution de MIL-LPLP ou la tendance de PdiscoFormer à prédire systématiquement tous les tissus avec un aspect lissé. À l'inverse, notre méthode produit des segmentations détaillées, avec une résolution visuellement supérieure à celle des annotations faites par des experts.

Notre méthodologie a ainsi permis de définir et de segmenter les plaies chroniques en trois tissus à partir d'annotations faibles (proportions partielles approximatives) uniquement.

Figures et Tableaux

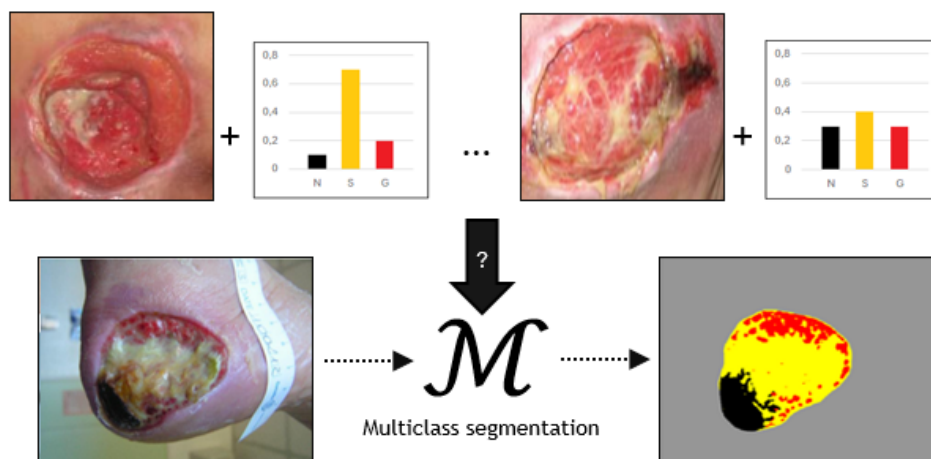


FIGURE 1. Illustration de notre problématique : pendant l'entraînement, un modèle de découverte de parties M_{mul} est entraîné à partir d'images de plaies annotées par des proportions partielles entre les trois tissus qui les composent (nécrose, fibrine, bourgeonnement). En inférence, M_{mul} segmente les sous-parties de la plaie à partir de l'image seule.

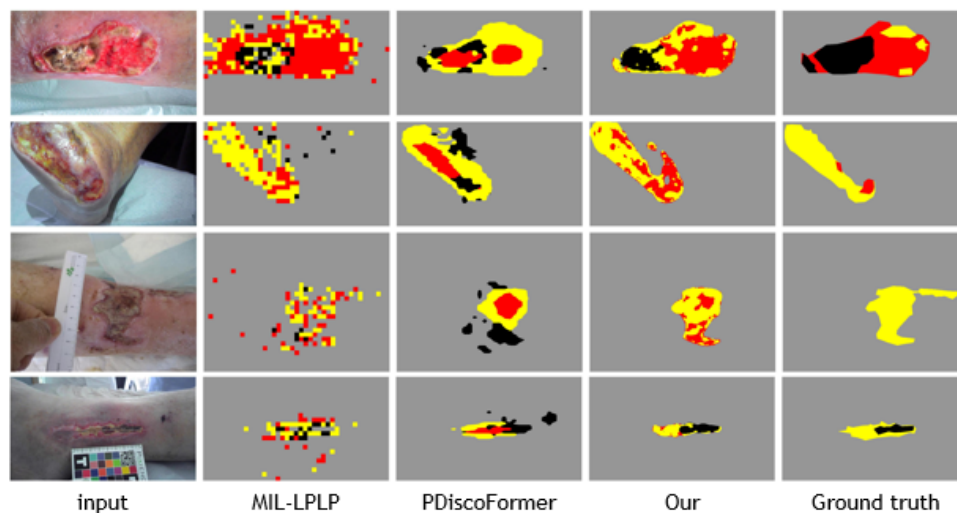


FIGURE 2. Comparaison qualitative des trois méthodes entraînées sur la version *petite* de la base de données d’entraînement. Les colonnes, présentées de gauche à droite concernent respectivement : l’image d’entrée, MIL-LPLP, PDiscoFormer adapté, notre modèle ainsi que la vérité terrain.

Références

- [1] Luc Téot, Chloé Geri, Julie Lano, Marjorie Cabrol, Christine Linet, and Grégoire Mercier. Complex wound healing outcomes for outpatients receiving care via telemedicine, home health, or wound clinic : a randomized controlled trial. *The International Journal of Lower Extremity Wounds*, 19(2) :197–204, 2020.
- [2] Connah Kendrick, Bill Cassidy, Neil D Reeves, Joseph M Pappachan, Claire O’Shea, Vishnu Chandrabalan, and Moi Hoon Yap. Diabetic foot ulcer grand challenge 2022 summary. In *Diabetic Foot Ulcers Grand Challenge*, pages 115–123. Springer, 2022.
- [3] Chuanbo Wang, Amirreza Mahbod, Isabella Ellinger, Adrian Galdran, Sandeep Gopalakrishnan, Jeffrey Niezgoda, and Zeyun Yu. FUSeg : The foot ulcer segmentation challenge. *Information*, 15(3) :140, 2024.
- [4] Sanchez, Karen and Hinojosa, Carlos and Mielles, Olinto and Zhao, Chen and Ghanem, Bernard and Arguello, Henry. Co2wounds-v2 : Extended chronic wounds dataset from leprosy patients. In *2024 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 69–75. IEEE, 2024.
- [5] Michał Kręćchwost, Joanna Czajkowska, Agata Wijata, Jan Juszczuk, Bartłomiej Pyciński, Marta Biesok, Marcin Rudzki, Jakub Majewski, Jacek Kostecki, and Ewa Pietka. Chronic wounds multimodal image database. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 88 :101844, 2021.
- [6] Shinnosuke Matsuo, Daiki Suehiro, Seiichi Uchida, Hiroaki Ito, Kazuhiro Terada, Akihiko Yoshizawa, and Ryoma Bise. Learning from Partial Label Proportions for Whole

- Slide Image Segmentation. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pages 372–382. Springer, 2024.
- [7] Ananthu Aniraj, Cassio F Dantas, Dino Ienco, and Diego Marcos. PdiscoFormer : Relaxing part discovery constraints with vision transformers. In *European Conference on Computer Vision*, pages 256–272. Springer, 2024.
- [8] Muhammad Waqas, Syed Umaid Ahmed, Muhammad Atif Tahir, Jia Wu, and Rizwan Qureshi. Exploring multiple instance learning (MIL) : A brief survey. *Expert Systems with Applications*, 250 :123893, 2024.