

Comparaison de Méthodes d'Apprentissage pour l'Annotation Semi-Automatique Multi-labels des Micro-Emboles

Mathilde Dupouy¹, Yamil Vindas², Marilys Almar³, Blaise Kevin Guépié⁴, Philippe Delachartre¹

¹CREATIS; CNRS (UMR 5220); INSERM (U1206); INSA Lyon; Université de Lyon, France; ²Inria, INSA Lyon, CITI, UR3720, 69621 Villeurbanne, France;

³Atys Medical, Soucieu-en-Jarrest 69510, France; ⁴Université de Technologie de Troyes, LIST3N, 10004 Troyes, France

Introduction

Contexte

Le Doppler transcrânien ultrasonore (TCD), par le suivi du flux sanguin dans l'artère cérébrale moyenne, permet de détecter des micro-emboles gazeux ou solides chez les patients à risque d'accidents vasculaires cérébraux. La caractérisation des embolus sur ces signaux TCD reste cependant peu documentée.

Objectif

Quelle est la meilleure manière d'annoter automatiquement à la fois le type du micro-embole détecté (solide ou gazeux) et la position dans le cycle cardiaque de cette détection ? Que cela nous apprend-il sur les micro-emboles ?

Contribution

Comparaison de la structuration des espaces latents obtenus par plusieurs méthodes d'apprentissage, supervisées et non-supervisées, et leurs combinaisons.

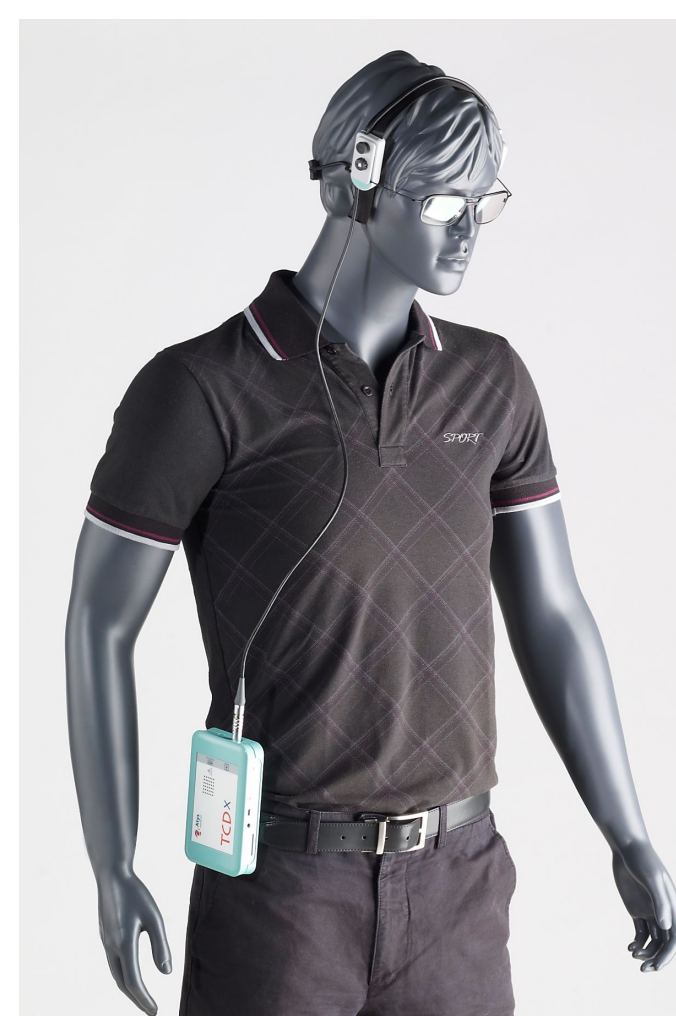


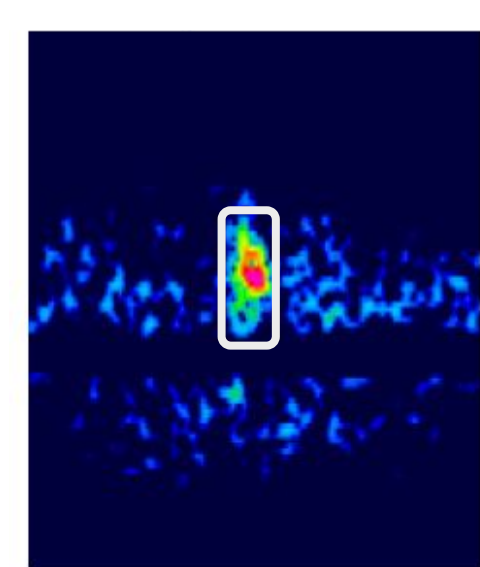
Figure 1. TCD portable (Atys Medical)

Méthodes

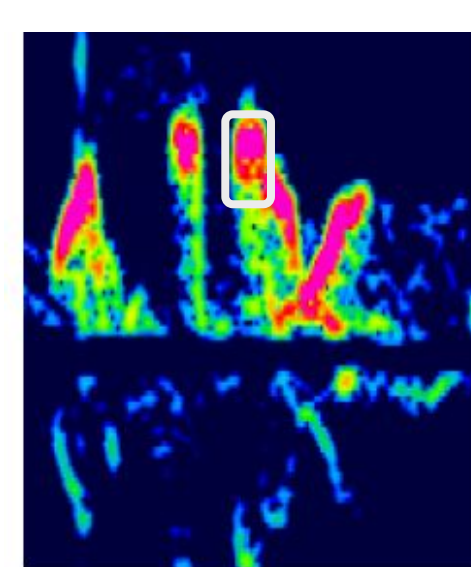
Jeu de données

Un High Intensity Transient Signal (HITS) est une portion du signal de forte intensité et courte durée, qui peut être dû au passage d'un micro-embole ou à des artefacts (voix, mouvement de la sonde...). Les données d'entrée sont des représentations temps-fréquence de 400 ms (H192xW160) centrées sur un HITS.

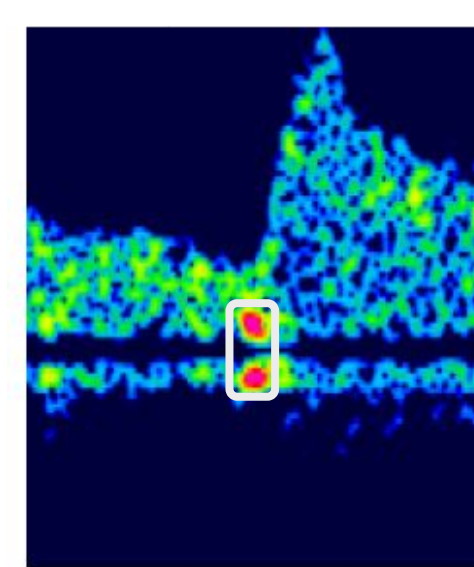
La base est constituée de 1286 HITS de 25 sujets annotés en trois types de HITS (Artefact (A), embole solide (ES) et embole gazeux (EG)) et quatre positions dans le cycle cardiaque.



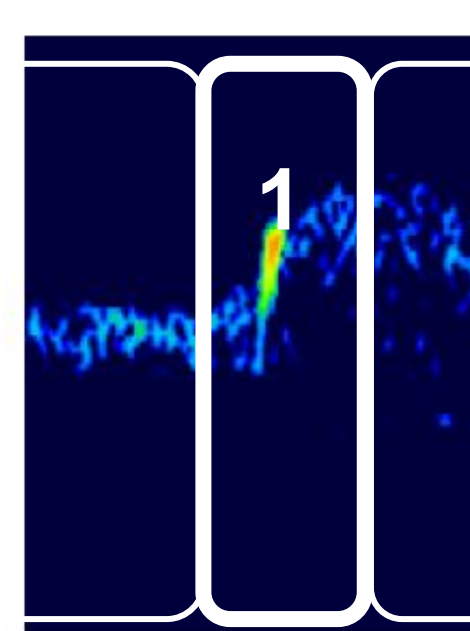
(a) Embole solide



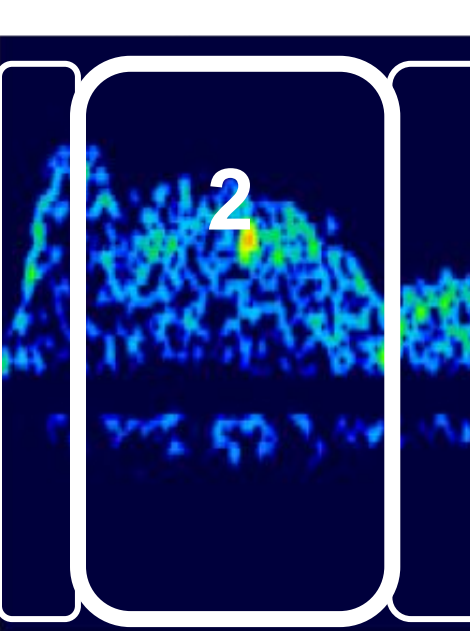
(b) Embole gazeux



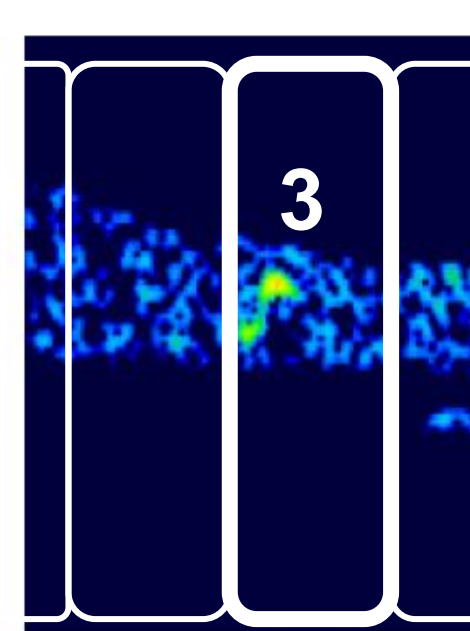
(c) Artefact



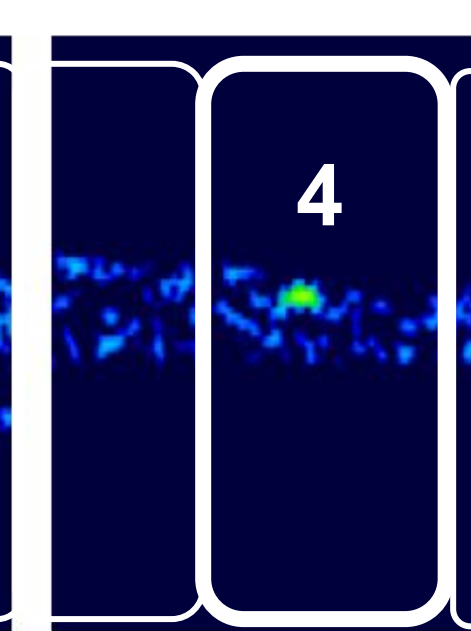
(d) Position 1



(e) Position 2



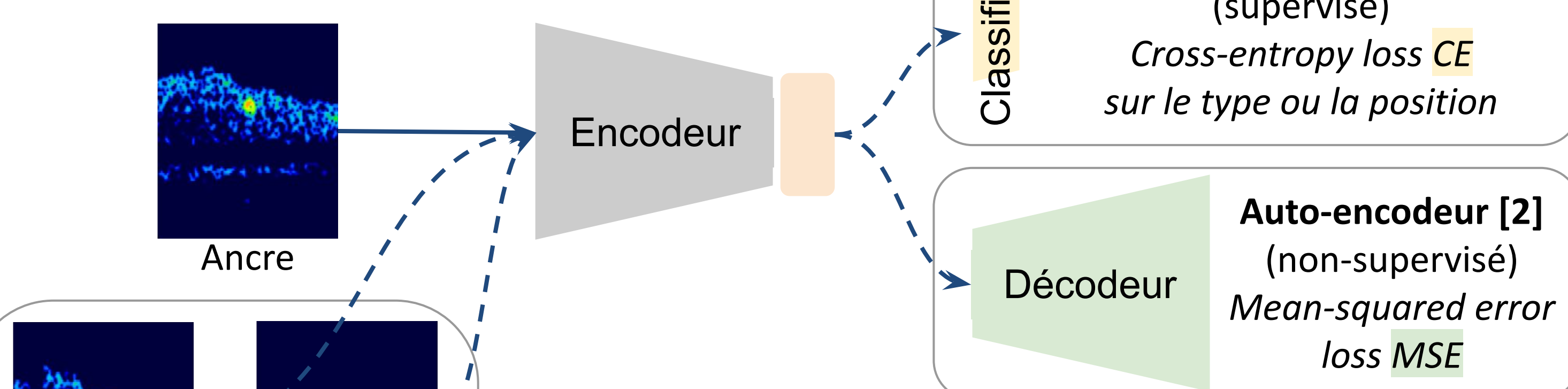
(f) Position 3



(g) Position 4

Figure 2. Exemples de données en entrée en fonction de leurs étiquettes : (a)-(c) trois types de HITS (d)-(g) quatre positions dans le cycle cardiaque.

Architectures et entraînement



$$\text{Fonction coût } L = a \times CE_{\text{type}} + b \times CE_{\text{pos}} + c \times MSE + d \times MT$$

a	b	c	d	nom
1	0	0	0	Classif. type
0	1	0	0	Classif. position
0	0	1	0	AE
0	0	0	1	Triplet

avec $\delta \in \{0,001; 0,5; 0,01; 0,1; 1\}$

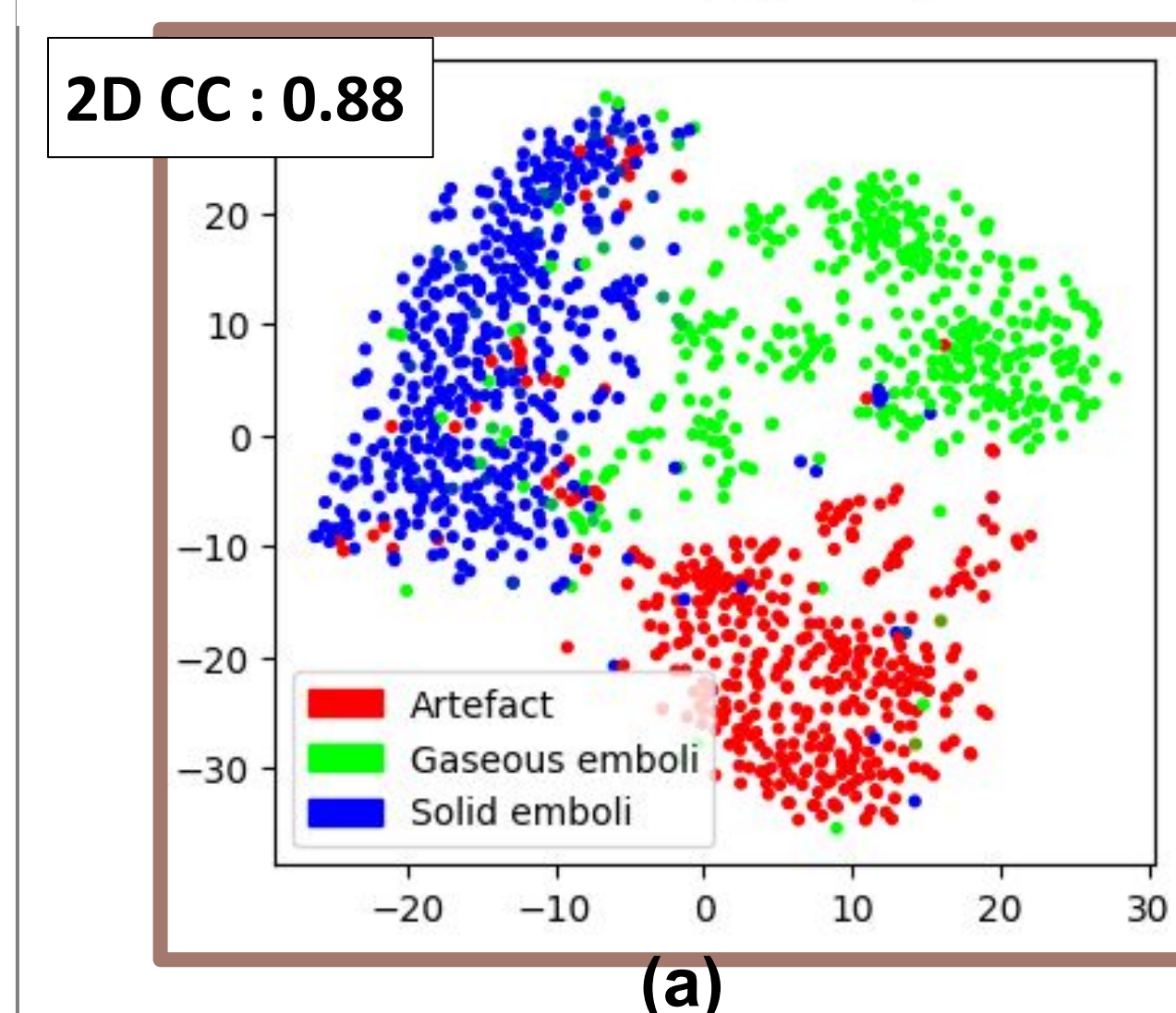
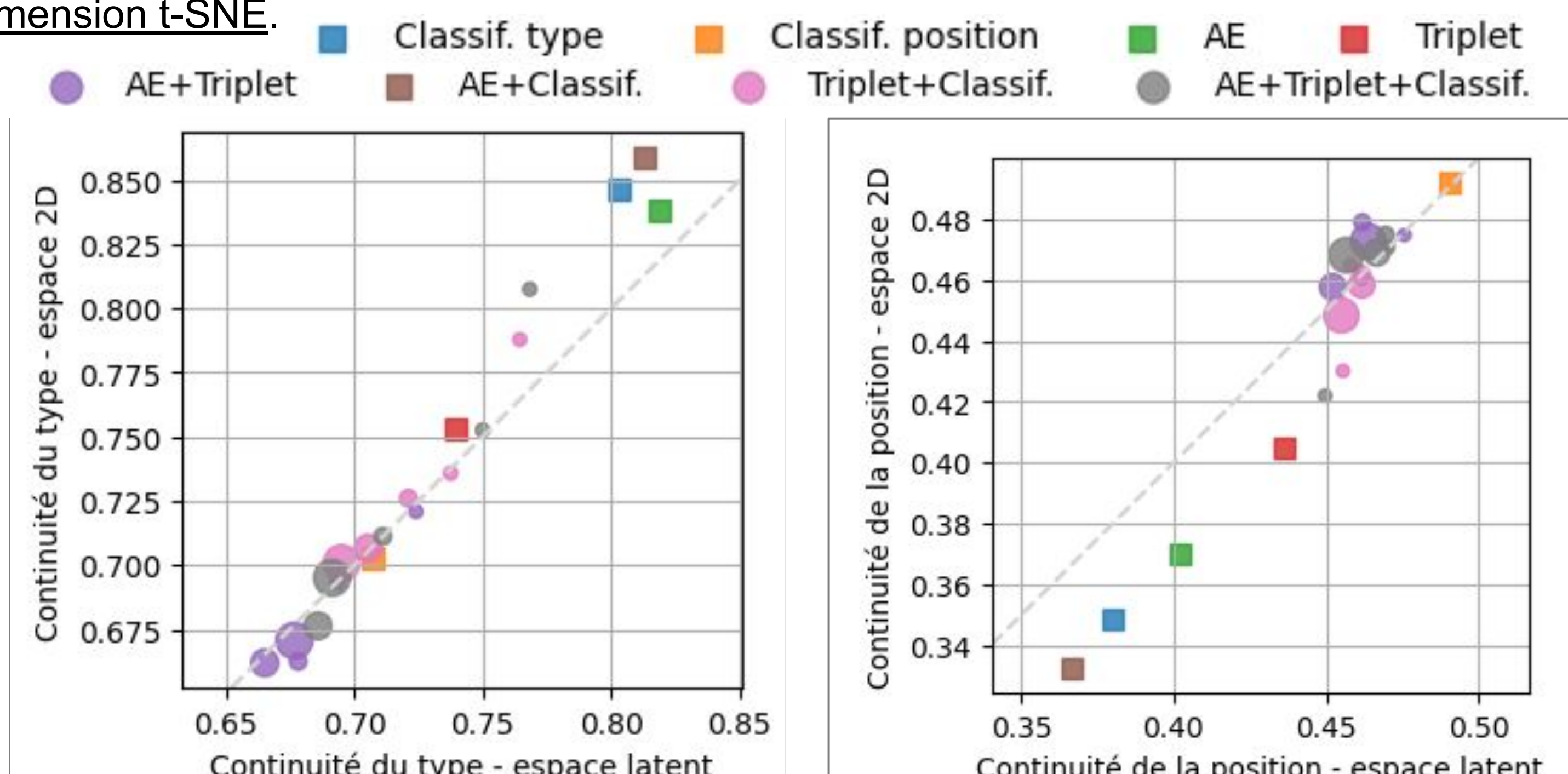
Entraînement

- Encodeur convolutionnel fixé [2]
- Nombre d'époques fixé (20 epochs)

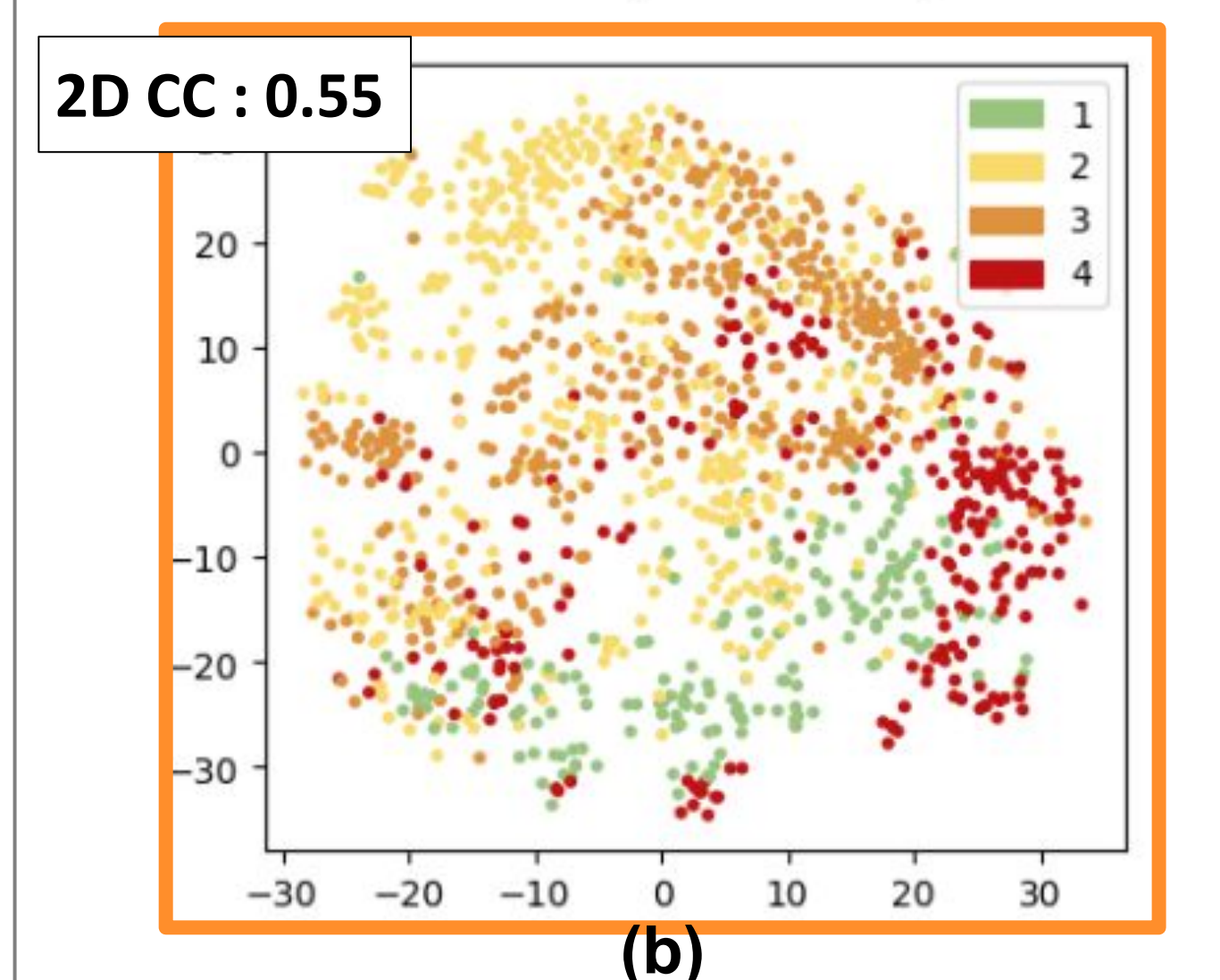
Résultats

Évaluation

La structuration de l'espace est évaluée par une continuité de catégorie entre 0 et 1 notée CC [3], soit le nombre des K plus proches voisins appartenant à la même catégorie que l'échantillon. Cette métrique locale anticipe les performances d'une annotation automatique, et s'applique sur l'espace latent et l'espace 2D obtenu par réduction de dimension t-SNE.



(a)



(b)

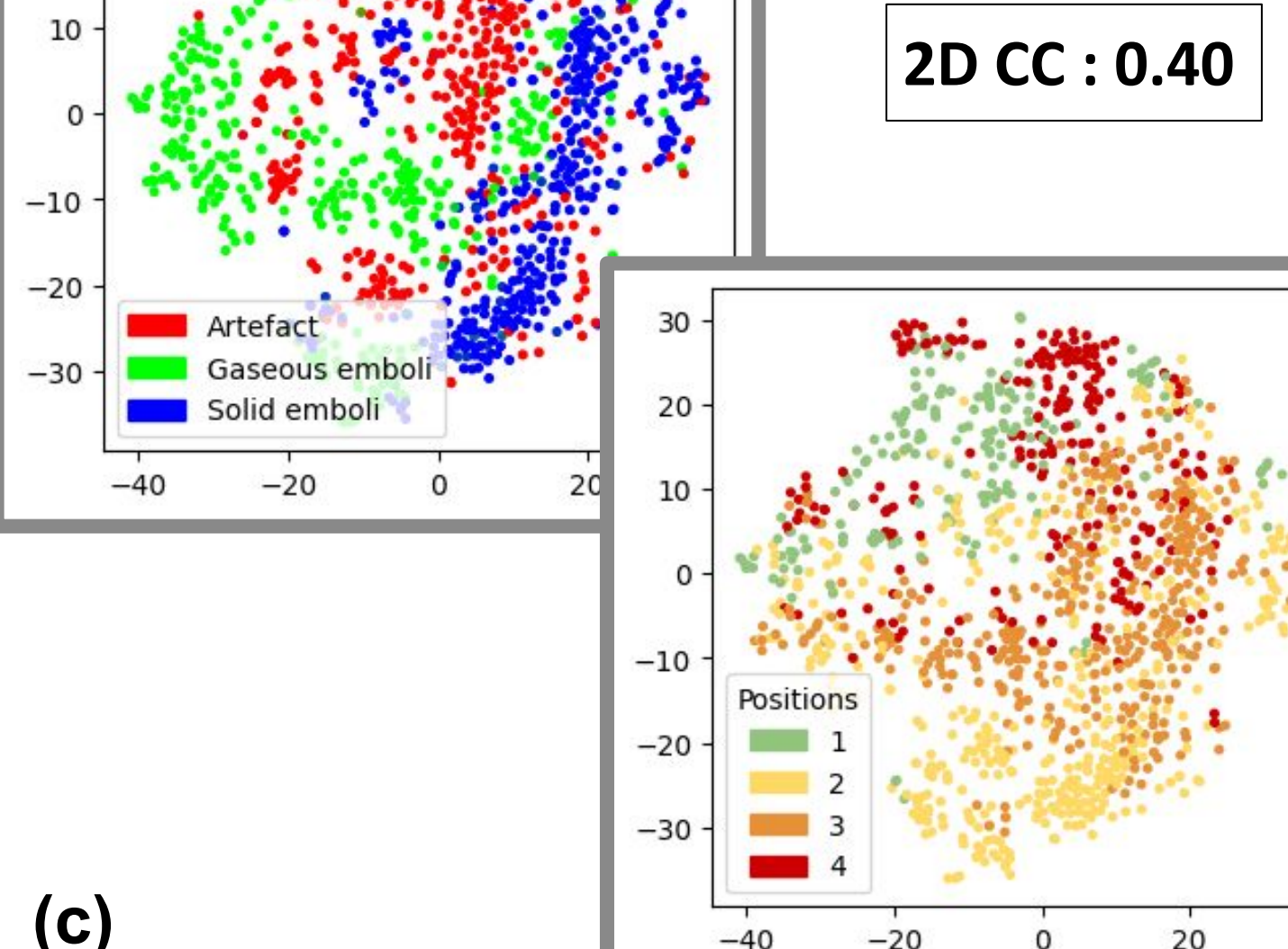
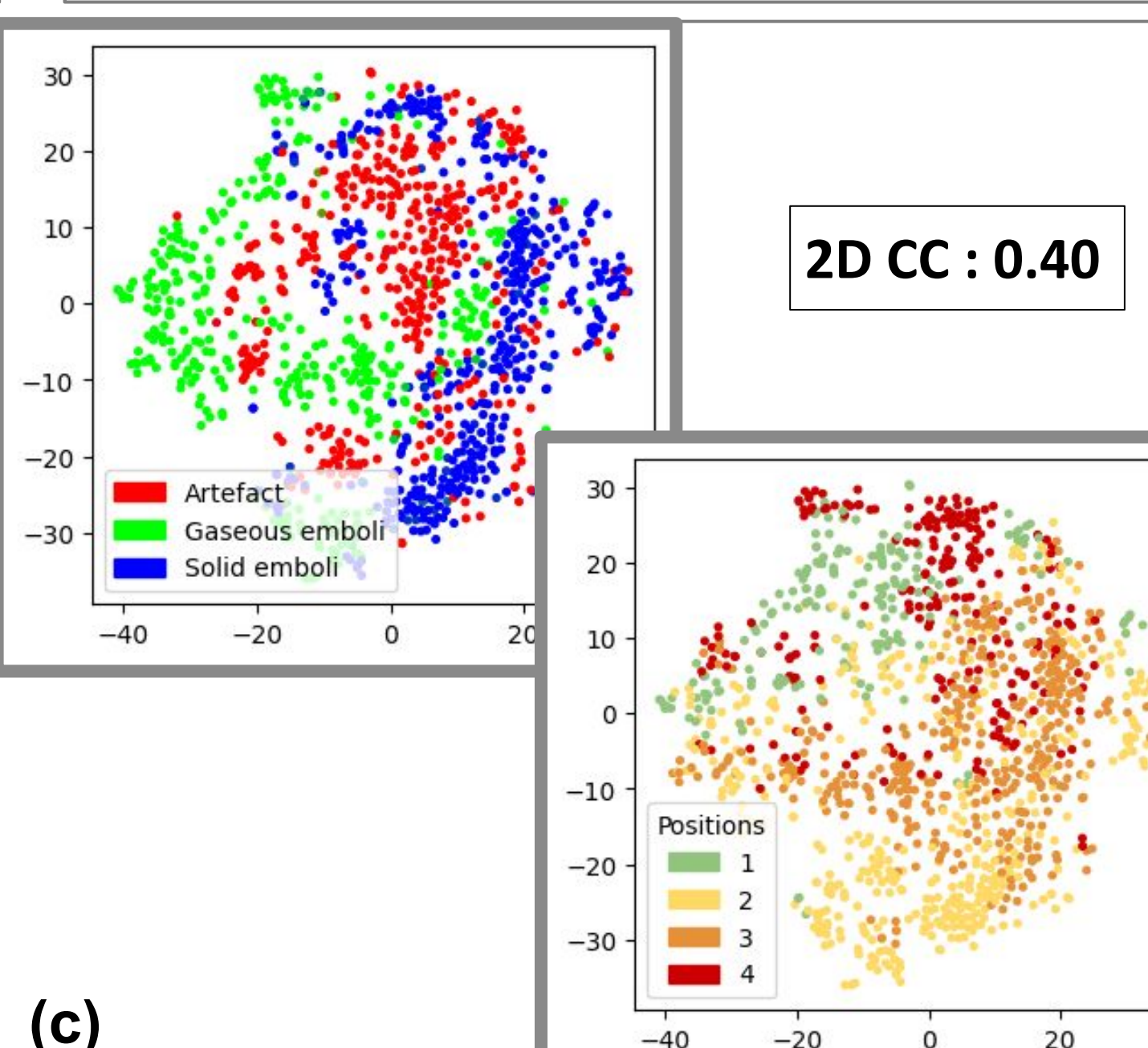
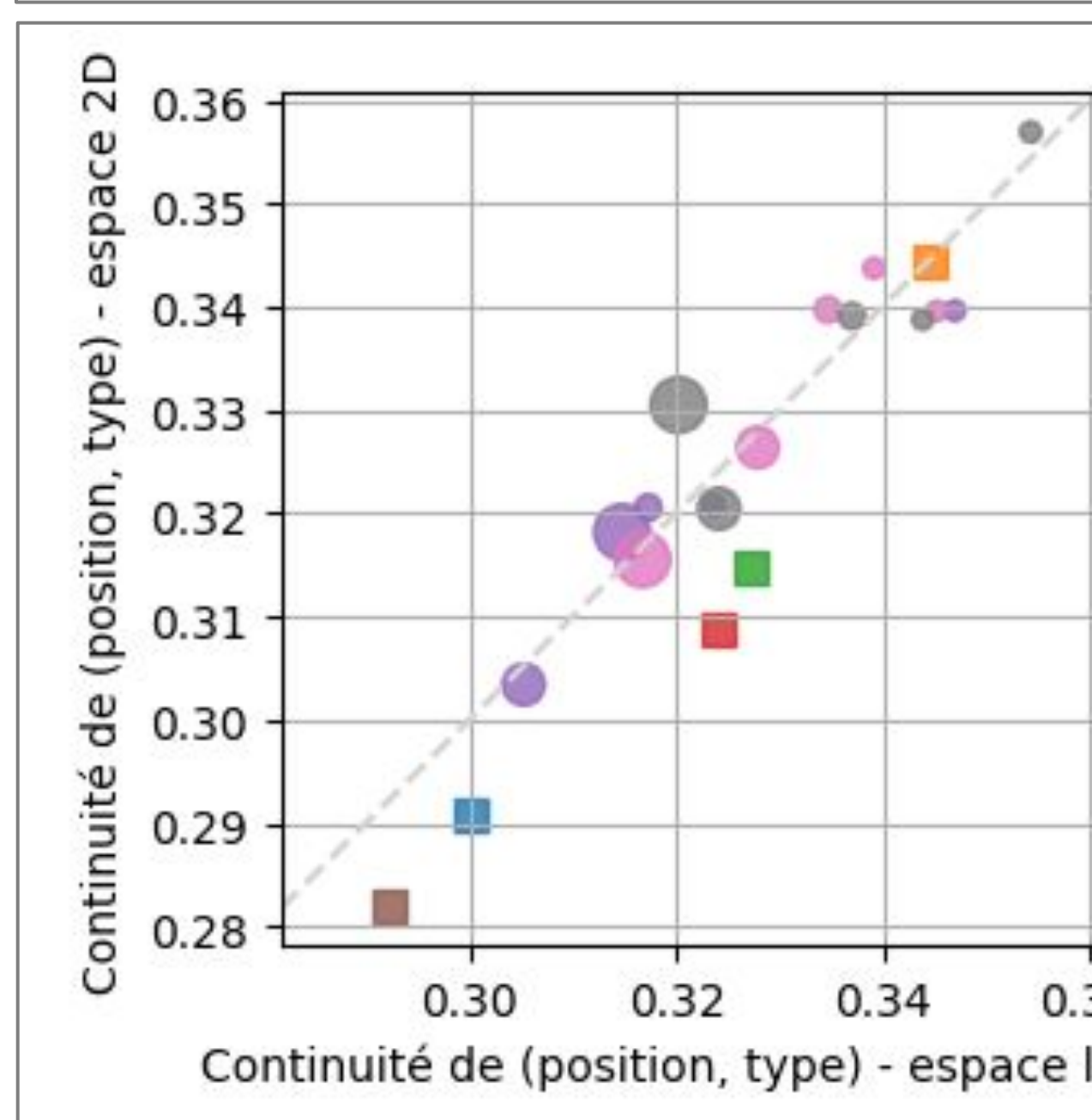


Figure 3. Continuité de catégorie (K=10) dans l'espace 2D en fonction de la continuité de catégorie dans l'espace latent, et espaces 2D correspondants les plus performants. Catégories : (a) type (b) position (c) (position, type)

Discussion et Conclusion

Discussion

- Les méthodes supervisées ont les meilleures performances pour l'annotation du type et de la position séparément. Un modèle multi-tâches (classification, triplet et auto-encodage) est à favoriser pour l'annotation simultanée.
- L'apprentissage par reconstruction (AE) favorise la reconstruction du HITS et donc la structuration par type.
- Compromis entre type et position pour les méthodes d'entraînement choisies.
- Plus la structuration dans l'espace latent est performante, plus cette structuration est amplifiée dans l'espace 2D (non-linéarité de la corrélation).

Conclusion

- En ajoutant des tâches, l'espace est mieux structuré par rapport aux différentes étiquettes donc il intègre plus de complexité.
- Prometteur pour mieux comprendre les HITS et améliorer l'annotation semi-automatique, c'est-à-dire avec l'intervention d'un expert.

Références

- P. Ferrand, A. Decurninge, L. G. Ordonez, and M. Guillaud, "Triplet-based wireless channel charting: Architecture and experiments," IEEE J. Sel. Areas Commun., vol. 39, no. 8, pp.2361–2373, 2021.
- Y. Vindas, B. K. Guépié, M. Almar, E. Roux, and P. Delachartre, "Semi-automatic data annotation based on feature-space projection and local quality metrics: An application to cerebral emboli characterization," Medical Image Analysis, vol. 79, pp. 102437, 2022.
- M. Dupouy, Y. Vindas, M. Almar, B. K. Guépié, P. Delachartre. Weakly-supervised semantic space structuring: cardiac cycle position for cerebral emboli visualization using contrastive learning. 2025 ISBI, Apr 2025, Houston, United States.